

# 基于时间序列的充电设施在线计量检定系统

韩周, 单永梅, 薛园标, 高晋松  
(安徽南瑞中天电力电子有限公司, 合肥 230000)

**摘要:** 为解决电动汽车充电设施爆发式增长与传统人工检定模式效率低下的矛盾, 构建了基于改进时间序列相似度的在线计量检定系统; 通过革新硬件架构与优化检定算法, 系统化解决了海量充电数据匹配效率低、动态过程数据利用率不足及计量检定实时性差等问题; 硬件层面设计远程计量模块, 集成 HIT305 磁通门电流互感器与 DS18B20 温度传感器, 采用 L298N 驱动半导体制冷片实现  $\pm 0.1^{\circ}\text{C}$  高精度温控补偿, 保障电压、电流及功率数据的纳秒级同步采集; 算法层面提出两阶段分析策略: 采用自适应粒子分桶策略动态调整时空索引桶; 结合时间接近度、持续时间匹配度、波形重叠度和用电量偏差构建综合评分模型, 并基于电压/电流波形转折点建立加权累计误差计算函数, 通过回溯算法精准识别计量偏差; 大规模仿真及实际应用表明, 该系统匹配效率显著优于传统方法, 支持十年量级数据存储与实时分析, 满足行业强制检定对高效性、准确性与实时性的要求, 为大规模充电设施监管提供了可靠技术支撑。

**关键词:** 充电设施; 计量在线检定; 算法优化; 时间序列相似度; 时空索引桶

## Online Measurement and Verification System for Charging Facilities Based on Time Series

HAN Zhou, SHAN Yongmei, XUE Yuanbiao, GAO Jinsong  
(Anhui Nari Zenith Electricity & Electronic Co., Ltd., Hefei 230000, China)

**Abstract:** To address the contradiction between the explosive growth of electric vehicle charging facilities and the low efficiency of traditional manual verification methods, an online metrological verification system based on improved time-series similarity was constructed. By innovating its hardware architecture and optimizing verification algorithms, the system systematically resolves issues such as low matching efficiency of massive charging data, insufficient utilization of dynamic process data, and poor real-time performance in metrological verification. A remote metrological module was designed in the system hardware, which integrated HIT305 fluxgate current transformers and DS18B20 temperature sensors, and L298N-driven semiconductor cooling chips were used to achieve a high-precision temperature compensation of  $\pm 0.1^{\circ}\text{C}$  to ensure the nanosecond-level synchronized acquisition of voltage, current, and power data. A two-stage analysis strategy in the algorithmic was proposed, which dynamically adjusted spatiotemporal index buckets using an adaptive particle binning strategy, thus constructing a comprehensive scoring model based on temporal proximity, duration matching degree, waveform overlap, and electricity consumption deviation; A weighted cumulative error calculation function based on voltage/current waveform turning points was established to accurately identify measurement deviations through a backtracking algorithm. Large-scale simulations and practical applications demonstrate that the system significantly outperforms traditional methods in matching efficiency, supports data storage with decades of scale and real-time analysis, meets industry requirements for high efficiency, accuracy, and real-time performance in mandatory verification, and provides a reliable technical support for large-scale charging facility regulation.

**Keywords:** charging facilities, measurement online verification, algorithm optimization, time series similarity, spatiotemporal index bucket

收稿日期:2025-06-10; 修回日期:2025-07-17。

基金项目:国网电力科学研究院安徽南瑞中天电力电子有限公司基金项目(524636240005)。

作者简介:韩周(1982-),男,大学本科,高级工程师。

引用格式:韩周,单永梅,薛园标,等.基于时间序列的充电设施在线计量检定系统[J].计算机测量与控制,2026,34(5):248-255.

## 0 引言

随着新能源汽车迅速增长,充电基础设施的数量也呈指数级增长。为了保护用户和充电站运营商的利益,确保充电信息的准确性和可靠性,并在充电过程中保持交易的公平性,2020年10月,国家市场监督管理总局将电动汽车充电设施列入计量器具强制管理目录,其中,明确规定电动汽车充电设施的强制检定将推迟到2023年1月1日,并鼓励各地探索各自的具体强制检定方法<sup>[1-2]</sup>。2022年,国家市场监督管理总局发布了《JJG 1148—2022 电动汽车交流充电设施(试行)》和《JJG 1149—2022 电动汽车非车载充电机(试行)》检定规程,明确了电动汽车充电设施的首次检定、后续检定和使用中检查的功能项。

在充电设施监管新模式研究方面,各级市场监督管理部门正积极探索更高效的解决方案。目前,在充电设施计量监管领域,国内外研究主要围绕4类技术路线展开。

传统的检定方式主要依赖于车载检定<sup>[3-4]</sup>设备,采用抽样检定或逐一检定的方法。这种做法需要在每个充电设施现场部署专门的检定设备,不仅需要大量的人力资源,还耗费了大量时间,导致整体检定效率不高<sup>[5-6]</sup>;基于线损模型<sup>[7-9]</sup>通过统筹充电设施计量设备、充电台区总表和线损数据,建立充电台区能量守恒方程,实现充电设施计量设备检定误差的估计。文献[10]通过对不同类型的充电设施建模,通过深度学习算法估计转换效率,随后基于递推阻尼最小二乘法进行充电设施误差估计,然而该方法忽略了线损、充电台区内的固定损耗同台区功率间的关系。文献[11]建立了基于数据驱动的充电台区误差模型,利用AMI进行重要模型参数求解,确保了充电设施的精准计量,然而该方法所涉及到的转换功率需要通过额外手段测量得到;深度学习技术<sup>[12-14]</sup>逐渐成为研究热点。文献[15]在充分调研了影响充电设施准确性的各类变量的基础上,搭建了累计电能计算深度学习网络实现了直流充电设施的远程检定。文献[16]针对充电设施的数据特性,提取变量间的空间特征,提出一种基于高速卷积神经网络和双向长短期记忆网络相结合的误差估计方法。文献[17]针对充电站计量不准确的问题,利用改进的单向卷积和注意力组合构建用于时间序列预测的神经网络,该模型显著提高了预测精度。实验表明基于深度神经网络的方案能够提升检定的准确性,然而此类方法往往需要海量优质充电桩数据进行模型训练<sup>[18-21]</sup>才能取得精准效果,且模型结构选择与泛化能力是关键挑战;远程模块检定方法通过加装独立计量单元实现在线监测<sup>[22-23]</sup>。文献[24]基于贝叶斯理论,以标准充电设施过程数据为基础,通过充

电车辆的量值传递实现充电设施远程检定。文献[25]通过关联充电车辆动态数据与平台检测数据,实现充电设施的远程检定。

针对现有方法在效率瓶颈(车载检定)、模型依赖性(线损模型分析)、数据利用不充分(深度学习/远程模块)及容错性不足等核心问题,本文提出基于改进时间序列相似度的在线计量检定系统。其核心优势在于:系统研发高精度远程计量模块,实现电压、电流、功率数据的纳秒级同步采集;

针对传统检定模式效率低、实时性差的问题,提出自适应粒子化分桶匹配算法,该算法可高效处理订单时间缺失或不准确的复杂场景,支持十年级数据存储与实时/准实时分析,从根本上解决数据预处理环节的效率瓶颈;改进时间序列相似度算法,深度挖掘电压、电流、功率的动态波形信息,结合关键转折点识别与加权累计误差计算,实现精细化误差评估,克服仅依赖最终电量或总量的局限。

## 1 总体设计

充电设施在线计量检定系统由交/直流标准远程检定模块(硬件设备,以下简称远程计量检定模块)、计量检定模块数据采集服务、计量检定平台(包括数据服务、检定模块、复核模块等)等若干模块组成。系统网络结构如图1所示。

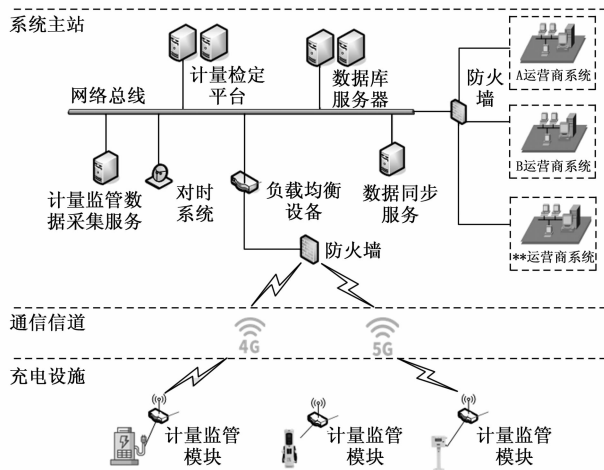


图1 系统网络结构图

远程计量检定模块安装在运营充电设施内,采用穿孔式传感器设计,现场安装时无需改动充电设施结构,计量检定模块采用高精度计量芯片和互感器模块实现计量数据的采样,能够满足不低于 $10^{-4}$ 的电压、电流、功率、电能计量数据精度;计量检定模块数据采集服务是充电设施计量检定数据采集的核心服务,负责计量检定模块的通道连接,计量检定数据的接收、处理、存储等,为计量检定平台提供数据支撑;计量检定平台包括

数据处理及应用服务，负责接收第三方运营商系统的充电订单及过程数据、现场充电设施的计量匹配、检定及复核、充电过程数据的清洗及转换、充电订单完整性的校验及数据的合法性验证等功能。系统数据流图如图 2 所示。

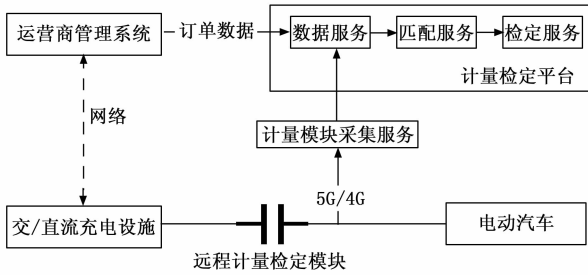


图 2 系统数据流图远程计量检定模块设计

## 2 远程计量检定模块设计

### 2.1 远程计量检定模块硬件设计

远程计量检定模块采用 HIT305 型磁通门电流互感器实现对激励磁通、直流磁通、交流磁通的零磁通闭环控制，并通过构建高频纹波感应通道实现了对高频纹波的检测。在交、直流检测中实验验证数据上 HIT305 精度都优于 0.05%（满足标称精度）。

考虑到温度检测电路设置于在线充电桩计量检测模块内部，并且该模块为封闭状态且尺寸较小，而温度检测范围相对独立，故采用 DS18B20 温度传感器，其温度测量范围 -55 ~ +125 °C，精度为 ±0.5 °C（-10 ~ +85 °C），数字输出，抗干扰能力强等优点，满足充电桩检测应用环境。

温度补偿电路是保障在线充电桩计量检测模块高精度运行的核心组件，其核心功能是通过主动温度调控技术，为模块内部敏感的计量单元构建稳定的工作环境，从而有效消除温度波动对电压、电流、功率等关键参数检测精度的影响，确保采集数据的高可靠性。该电路集成于在线充电桩计量检测模块内部，由于模块采用封闭式设计且内部空间紧凑，同时对温度控制的精度要求较高且控制范围相对独立，因此采用了两个半导体制冷板作为核心温控器件：其中一个半导体制冷板在通入正向电流时执行制冷功能，另一个则通过反向电流实现制热功能。

具体控制方面，电路通过内置的温度检测单元实时采集环境温度数据，并反馈至专用驱动芯片 L298N。该芯片支持 PWM（脉宽调制）技术，可分别对两块半导体制冷板的输入电流进行精细化调节，通过调整电流大小控制制冷/制热功率，从而实现对模块内部温度的精准调控。当检测到温度高于设定阈值时，系统自动启动制冷板降温；当温度低于阈值时，则切换至制热板升

温。通过这种动态闭环控制机制，计量检测模块始终被维持在精度最佳的温度区间内，确保了充电桩在复杂环境温度下仍能保持高稳定的计量性能。

远程计量检定模式集成本地通信模块，该模块提供一路标准半双工 485 通信接口，可外接调试设备，用于本地通信模块内部日志获取及程序调试。具体设计的硬件设施如图 3 所示。

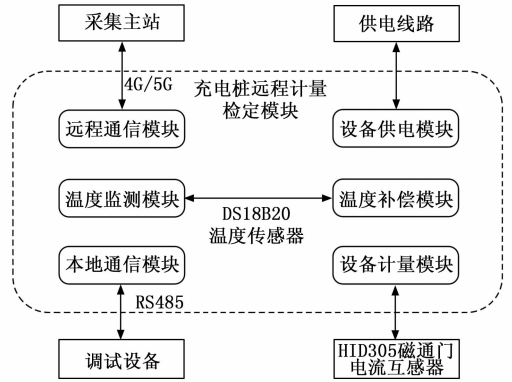


图 3 远程计量检定模块硬件设计

### 2.2 远程计量检定模块工作原理

远程计量检定模块上电后通过传感器持续采集传感器数据。当电动汽车用户开始充电时，霍尔效应传感器监测到电流大于设定的阈值  $M_0$ ，上报充电启动记录到主站；充电过程中，持续上报充电数据（温湿度、电流、电压、功率、电能示值等）到主站；当电动汽车用户结束充电时，霍尔效应传感器监测到电流小于设定的阈值  $M_1$  时，则认为本次充电结束，并上报充电结束记录到主站。远程计量检定模块充电泳道图如图 4 所示。

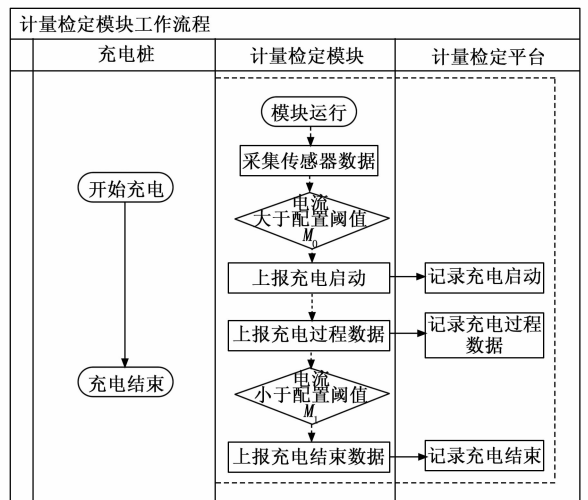


图 4 远程计量检定模块充电过程泳道图

## 3 基于自适应粒子化分桶的数据匹配算法

在充电设施在线计量检定系统中，通过加装独立远程计量检定模块实现充电过程数据的独立采集与计量，

再与运营商充电设施订单数据进行比对, 以判断误差是否合格, 但在实际运用过程中存在以下技术瓶颈:

一是检定平台与运营商系统的贯通率低, 检定平台获取到的订单数据同步实时率低, 数据不能实时比对, 会导致大量的计量模块数据积压, 后期订单数据同步(输入/导入/系统同步等方式)后, 通过传统的起止时间进行查找比对进行数据的检定检验, 查找效率较低;

二是在订单数据的起止时间缺失的情况下, 传统的基于时间窗口的匹配算法失效, 导致无法匹配到计量模块数据。

为高效、准确地匹配远程计量检定模块数据与充电设施订单数据, 提出基于自适应粒子化分桶策略的订单匹配策略。

### 3.1 基本定义

#### 1) 充电事件定义:

将远程计量检定模块的充电事件表示为四元组:

$$E_i = (t_s, t_e, d_i, el_i) \quad (1)$$

其中:  $t_s$  是充电开始时间,  $t_e$  是充电结束时间,  $d_i = t_e - t_s$  是充电持续时间。  $el_i$  是充电事件的所用电量。值得注意的是系统初始时远程计量检定模块的默认最大有效充电时长为  $d_{max}$ , 最小有效充电时长为  $d_{min}$ 。

#### 2) 充电事件存储策略:

充电桩的使用年限约为 10 年, 因此, 设定存储充电事件数据的时间范围也为 10 年。为此, 先建立一级时间索引, 按照充电事件的充电开始时间归类到相应的年、月和日中。每天初始化 24 个小时桶, 以对应一天的 24 小时。这样, 远程计量检定模块的充电事件桶索引可以表示为:

$$B_k = \{E_i \mid t_s \in [kW, (k+1)W]\} \quad (2)$$

其中:  $B_k$  表示数据桶,  $k$  为桶索引。

考虑到每天充电存在高峰和低谷时段, 本文设计了一种自适应粒子化分桶策略(将每一个需要存储的充电事件当做一个粒子), 确保每个桶存储的数据量不超过预设阈值, 从而减轻后续订单数据查询的压力。自适应粒子化分桶策略的具体公式为:

$$T(t) = \text{adg}\left(\frac{C}{\kappa(t) \cdot \text{weight}(t)}, T_{\min}, T_{\max}\right) \quad (3)$$

其中:  $\text{adg}(x, a, b)$  是一个自适应粒子调整公式, 用于将  $x$  约束在时间区间  $[a, b]$  中。  $\kappa(t)$  表示在时刻  $t$  的存储数据量,  $T(t)$  表示桶的时间范围,  $C$  表示桶的容量阈值,  $T_{\min}$  和  $T_{\max}$  分别代表桶时间范围最小值和最大值, 为初始定义值, 且确保  $T_{\min}$  不小于  $d_{\min}$ 。

动态增益函数可以定义为:

$$\text{weight}(t) = \begin{cases} \rho \cdot e^{Q|\Delta\kappa(t)|} & |\Delta\kappa(t)| > \tau \\ 1 & |\Delta\kappa(t)| \leq \tau \end{cases} \quad (4)$$

其中:  $\rho$  和  $Q$  为权重调整参数。  $\rho$  为控制数据变化率

对桶范围调整的最大影响幅度, 值越大就会导致桶时间范围对数据量变化更敏感, 调整幅度更激进, 值较小使得调整幅度更温和, 避免频繁分裂/合并桶。  $Q$  为控制算法对数据量变化率的敏感程度, 值越大大会使得函数对短期波动敏感, 值较小会确保系统更关注长期趋势, 避免噪声干扰, 适合平稳时段。  $\Delta$  为数据量的变化率(可以是与上一时间桶内数据量的差值),  $\tau$  是一个自定义小正数, 用于判断数据变化率是否发生显著变化, 如果  $|\Delta\kappa(t)| \leq \tau$ , 则  $\text{weight}(t)$  取其他值(通常可能是 1 或某个常数), 表示数据变化不显著时不需要额外调整桶的时间范围。具体策略如图 5 所示。

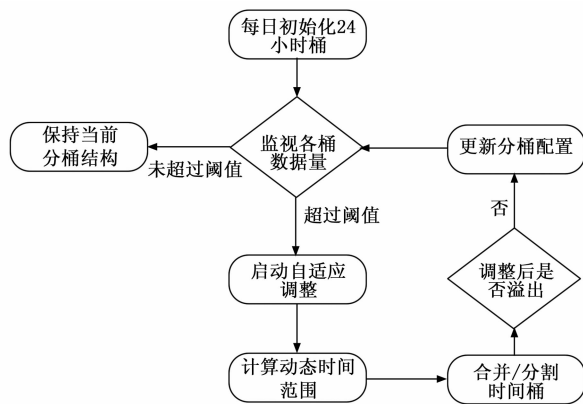


图 5 自适应粒子化分桶策略

### 3.2 订单数据匹配算法

运营商的充电设施订单数据可以表示为:

$$D_j = (t'_s, t'_e, el'_j) \quad (5)$$

其中:  $t'_s$  和  $t'_e$  为充电设施订单数据的开始时间和结束时间,  $el'_j$  为充电设施订单数据的用电量, 可能与远程计量检定模块数据中的起止时间和用电量存在误差。

充电设施订单数据的起止时间可能存在以下两种情况:

$$\begin{cases} \text{模式 A. 完整查询} & t'_s \text{ and } t'_e \text{ 均存在} \\ \text{模式 B. 单边缺少} & t'_s \text{ or } t'_e \text{ 存在} \end{cases} \quad (6)$$

依据条件对检测设备的时间数据  $D_j$  进行匹配, 采用如下搜索策略。

#### 1) 设定数据搜索范围:

根据充电设施订单数据的完整性, 定义不同搜索条件:

考虑充电订单起止时间数据都在情况下搜索时间范围  $[t'_s - \epsilon, t'_e + \epsilon]$ , 其中  $\epsilon$  为订单时间和充电事件时间的最大偏差, 后续可以根据不同的时间段(如高峰期和低谷期), 动态调整  $\epsilon$  的值, 以适应不同的数据特性;

考虑充电订单开始时间缺失情况下搜索时间范围  $[t'_s - \epsilon - d_{\max}, t'_e + \epsilon]$ ;

考虑充电订单结束时间缺失情况下搜索时间范围  $[t'_s - \epsilon, t'_e + \epsilon + d_{\max}]$ 。

2) 候选事件集合:

在确定订单搜索时间范围后, 首先依据时间索引, 快速定位到存放远程计量模块充电事件数据的相关桶, 将符合初步条件的充电事件纳入候选事件集合。

值得注意的是, 在单边时间缺失的情况下, 依赖  $d_{\max}$  来决定搜索时间区间, 这可能导致搜索范围偏大, 进而增加后续处理的负担。为了优化这一环节, 在开始时间/结束时间缺失的模式下, 引入了用电量偏差比的计算方法, 即  $\frac{|el_i - el'_i|}{el'_i}$ 。

具体地, 针对搜索时间范围内的每个远程计量模块充电事件, 计算其与目标用电量的偏差比。接着, 设定一个合理的用电量偏差阈值  $\delta$  (例如 5%)。在筛选过程中, 若桶内的某个充电事件的用电量偏差比小于或等于  $\delta$ , 即认为其用电量与目标用电量相对接近, 继续考虑这个桶内的其他事件; 反之, 若用电量偏差比大于  $\delta$ , 则直接过滤掉该桶, 因为桶内的电量明显不匹配, 无需进行后续的无谓计算。

3) 多维度计算匹配评分:

针对候选事件, 构建综合评分模型  $S_i$ :

$$S_i = \alpha S_t + \beta S_d + \gamma S_o + \lambda S_e \quad (7)$$

其中:  $S_t$  为时间接近度,  $S_t = 1 - \frac{|t_s - t'_s|}{W}$ ;  $S_d$

为持续时间匹配度,  $S_d = 1 - \frac{|d_i - (t'_e - t'_s)|}{d_i}$ ;  $S_o$  为

时间区间重叠度,  $S_o = \frac{[\min(t_e, t'_e) - \max(t_s, t'_s)]}{(t'_e - t'_s)}$ ;  $S_e$

为用电量匹配度,  $S_e = 1 - \frac{|el_i - el'_i|}{el'_i}$ ;  $\alpha, \beta, \gamma, \lambda$  为权重系数, 满足  $\alpha + \beta + \gamma + \lambda = 1$ 。

不同模式下, 评分的权重不同, 订单数据为完整时间情况下更注重时间的重叠度, 单边时间缺失的情况下更注重用电量的重叠度:

$$(\alpha, \beta, \gamma, \lambda) = \begin{cases} \text{模式 A. } (0.3, 0.3, 0.3, 0.1) \\ \text{模式 B. } (0.3, 0.1, 0.1, 0.5) \end{cases} \quad (8)$$

选取评分最高的远程计量检定模块数据作为匹配结果。

#### 4 基于时间序列相似度的计量检定方法

在充电设施计量检定层面, 提出了基于时间序列相似度的充电设施检定策略, 实时或定时同步收集计量模块以及运营商的功率、电压、电流等数据, 实现充电桩的远程在线检定。其工作流程如下:

1) 系统主站获取充电设施订单数据, 包括功率  $P_A \in \mathbb{R}^{1 \times N}$ , 采集时间  $t_A \in \mathbb{R}^{1 \times N}$ , 电压  $U_A \in \mathbb{R}^{1 \times N}$  及电流

$I_A \in \mathbb{R}^{1 \times N}$ , 其中  $\mathbb{R}$  为实数集,  $N$  为充电设施计量模块在当前充电订单下的采集数量; 系统主站调用计量模块采集服务按照固定频率采集远程计量检定模块数据, 采集数据包括: 功率  $P_B \in \mathbb{R}^{1 \times M}$ , 采集时间点  $t_B \in \mathbb{R}^{1 \times M}$ , 电压  $U_B \in \mathbb{R}^{1 \times M}$  以及电流  $I_B \in \mathbb{R}^{1 \times M}$ , 其中  $M$  为远程计量检定模块在当前充电订单下的采集数量。由于采集频率以及开始时间不同, 两类计量模块数据的采集得到的时间序列不相同。

2) 对采集到的两类功率时间序列数据进行初步处理, 筛选功率时间序列  $P_B$  以及  $P_A$  中功率等于 0 的数据。

3) 时间序列关键点选择。采用充电设施计量模块以及远程计量检定模块的电压、电流时间序列曲线转折点作为关键采集间隔。因此具体的关键采集间隔的选择遵循以下规则进行:

$$Index_i^j = \text{find}\{\text{diff}\{\text{sign}\{\text{diff}[\text{diff}(I_j)]\}\} \neq 0\} + 1 \quad (9)$$

$$Index_u^j = \text{find}\{\text{diff}\{\text{sign}\{\text{diff}[\text{diff}(U_j)]\}\} \neq 0\} + 1 \quad (10)$$

其中:  $j \in \{A, B\}$ ,  $\text{diff}(\ast)$  为差分函数,  $\text{sign}(x)$  为符号函数, 存在关系  $x > 0$ ,  $\text{sign}(x) = 1$ ;  $x < 0$ ,  $\text{sign}(x) = -1$ ;  $x = 0$ ,  $\text{sign}(x) = 0$ 。  $\text{find}(\ast)$  为返回满足条件的向量下标,  $Index_i^j$  和  $Index_u^j$  为通过电流电压曲线筛选得到的时间序列关键点集合。最终关键点集合为:

$$Index_j = \text{unique}\{\text{sort}[(Index_i^j, Index_u^j)]\} \in \mathbb{R}^{1 \times D} \quad (11)$$

其中:  $\text{sort}(\ast)$  为排序函数,  $\text{unique}(\ast)$  为去重函数, 将向量进行从小到大重排,  $D$  为集合长度。

4) 根据步骤 3) 得到的时间序列关键点集合, 筛选得到充电设施计量模块的功率时间序列  $P_A^{\text{new}} \in \mathbb{R}^{1 \times N_1}$ , 采集时间点序列  $t_A^{\text{new}} \in \mathbb{R}^{1 \times N_1}$ ,  $N_1$  为新的充电设施计量模块功率时间序列的长度; 筛选得到远程计量检定模块的功率时间序列  $P_B^{\text{new}} \in \mathbb{R}^{1 \times M_1}$ , 时间点序列  $t_B^{\text{new}} \in \mathbb{R}^{1 \times M_1}$ ,  $M_1$  为新的远程计量检定模块功率时间序列长度。

5) 通过公式 (12) 计算两个功率时间序列内不同数据间的距离:

$$\text{dist}(i, j) = \frac{|P_{A,i}^{\text{new}} - P_{B,j}^{\text{new}}|}{P_{B,j}^{\text{new}}} \quad (12)$$

6) 计算两个功率时间序列的累计误差距离, 同时考虑到时间偏差普遍较小的问题, 因此对不同方向施加不同的权重, 因此累计误差距离为:

$$DP(i, j) = \text{dist}(i, j) + U\{\text{find}[\min(WU)], \text{find}[\min(WU)]\} \quad (13)$$

其中:

$$U = \begin{bmatrix} DP(i-1, j-1) & 0 & 0 \\ 0 & DP(i-1, j) & 0 \\ 0 & 0 & DP(i, j-1) \end{bmatrix}$$

$$W = [0.2, 0.3, 0.3]$$

7) 对累计误差距离  $DP(i, j)$  进行回溯, 计算两个时间序列不同最近距离数据的索引值, 并根据索引值计算累计检定误差  $P_{loss}$  以及累计时间偏差  $T_{loss}$ 。通过以下流程实现:

(1) 令  $i=N_1, j=M_1, k=0, P_{loss}=0, T_{loss}=0$ 。

(2) 判断条件  $i=1$  并且  $j=1$  是否同时成立, 若成立则结束该流程。

(3) 若不成立, 则记录次数  $k$ , 并同时计算累计检定误差, 以及累计时间偏差:

$$k = k + 1$$

$$P_{loss} = P_{loss} + \text{dist}(i, j) \tag{14}$$

$$T_{loss} = T_{loss} + |t_A^{\text{new}}(i) - t_B^{\text{new}}(j)|$$

更新索引值  $i$  以及  $j$ 。当  $i=1$  时:  $i=1, j=j-1$ ;

当  $j=1$  时:  $j=1, i=i-1$ , 否则:

$$[i, j] = FE_s$$

$$F = \begin{bmatrix} i-1 & i-1 \\ j-1 & j \end{bmatrix} \tag{15}$$

$$s = \text{find}[\min(WU)]$$

其中:  $E \in R^{3 \times 3}$  为单位向量,  $E_s \in R^{3 \times 1}$  为列向量,  $s$  为具体的列索引。

更新索引值  $i$  以及  $j$ , 再次进行步骤 (2) 直至条件成立。

8) 计算两个功率时间序列的检定误差以及时间偏差:

$$MSE_P = \frac{P_{loss}}{k} \times 100\% \tag{16}$$

$$MSE_T = \frac{T_{loss}}{k} \tag{17}$$

9) 根据计算得到的检定误差  $MSE_P$  与计量检定平台规定的检定误差上限  $MSE_{P_{max}}$  相比较, 计算得到的检定误差  $MSE_T$  与计量检定平台规定的检定时间误差上限  $MSE_{T_{max}}$  若满足  $MSE_P \in [0, MSE_{P_{max}}]$  并且  $MSE_T \in [0, MSE_{T_{max}}]$ , 则充电设备合格, 充电订单的误差满足标准。

## 5 应用测试

在充电设施在线计量检定系统中, 自适应粒子化分桶数据匹配算法与时间序列相似度检定方法形成“数据准备—核心分析”的闭环协同体系: 前者通过动态时空分桶、多维度评分及电量预过滤, 在复杂度下高效精准关联订单与计量事件, 解决时间信息缺失等容错难题, 为后者提供可靠输入; 后者基于匹配成功的同一充电过程数据, 提取电压/电流波形转折点并采用方向敏感加权误差函数, 深度挖掘动态过程偏差。为了测试在线计

量检定系统的可靠性进行了以下两种实验。

### 5.1 充电设施数据匹配

为验证充电设施在线检定数据匹配方法的有效性, 针对不同时间范围、不同订单数据量, 与顺序查找算法做对比, 得到表 1 所示的结果。

表 1 算法时间复杂度对比

算法		文章算法	顺序查找算法
时间范围	数据量(万条)	时间复杂度/ms	时间复杂度/ms
一天	0.1	1.060 5	0.697 5
	0.5	1.284 2	2.106 8
	1	2.138 1	4.605 3
	5	1.929 2	7.956 7
	10	3.275 9	13.219 9
1 月	15	2.282 8	24.228 5
	25	2.399	34.375 8
	50	2.682 3	46.865 1
1 年	100	3.8	84.8
	1 000	3.9	566.3

由表 1 可以看出, 当仅考虑单日数据且数据量较小时 (如 1 千到 5 千条), 由于自适应粒子化分桶策略的数据匹配算法需要额外的时间进行初始化和调整算法参数, 导致平均处理时延 (1.17 ms) 较传统顺序扫描算法 (1.4 ms) 高出约 10%~20%。在小数据量下, 线性查询凭借其简单的逐项检查方式, 能够快速完成查询, 因此表现更优。随着数据量扩展至中等数据量 (5 千到 5 万条) 时, 文章提出的算法逐渐展现出优势, 智能分桶机制开始发挥作用。特别当数据量达到 5 万条时, 自适应粒子化分桶策略被触发, 通过缩小高峰期的桶的时间范围并增加桶的数量, 使得每个桶内存储的数据量减少, 从而降低查询时间复杂度, 提升查询效率。反观线性查询的耗时随着数据量的增加呈线性增长趋势。当数据量进一步增加到 10 万条时, 受限于预设的最小分桶时间阈值, 分桶数量无法无限增加, 查询用时开始略有上升。这表明自适应查询在处理超过一定规模的数据时, 可能会遇到性能瓶颈。尽管如此, 相较于线性查询的耗时 (13.22 ms), 自适应算法仍保持显著优势。

当分析周期为一个月和一年, 本文提出的算法在处理大规模数据时, 通过动态调整和优化策略, 能够更有效地处理数据, 减少查询用时。而线性查询继续表现出线性爆炸增长的趋势, 平均用时随数据量增加而显著上升。为了更直观展现两种算法性能差异, 图 6 展示了不同数据量下两种算法的平均处理时延对比。

总的来说, 随着充电设施的快速增长和检定需求的提升, 传统的检定方法在效率和精度上已显不足。本文提出的基于自适应粒子化分桶策略的订单匹配算法相比

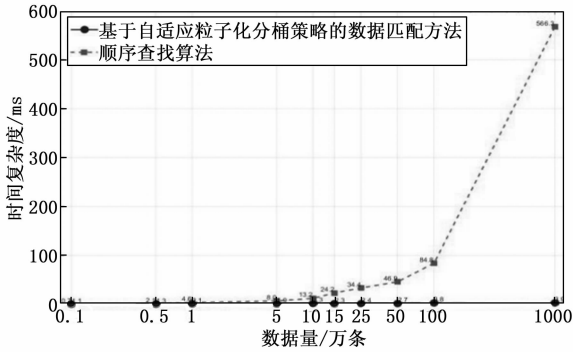


图 6 算法时间复杂度比较

较于传统的顺序查找算法，数据量越大取得的结果越优越。

### 5.2 充电设施数据检定

对基于时间序列相似度的计量检定方法进行算法验证：开始生成一个虚拟数据集，数据集包含充电设施计量模块的电压、电流以及相应的充电功率，生成曲线为恒压—恒流的充电方式包含恒流、恒压、涓流等 3 个阶段。同时引入不同程度的误差用来标定《JJG（皖）138—2022 电动汽车充电设施在线远程检定规程》中规定标准误差，不同的充电参数以获得更多的动态变化，使得数据集更接近实际情况。具体措施有：在电压、电流数据中加入高斯噪声；初始电压、最大电流、充电时间等参数在一定范围内随机变化，生成多样化的充电曲线等。对于远程检定模块的相应数据，在原数据的基础上基于高斯分布引入误差。两种计量模块的数据采集点，通过引入高斯误差，形成不同的时间序列，整体虚拟数据集的大小为  $\mathbb{R}^{500 \times 8}$ 。

表 2 基于时间序列相似度计量检定方法检定误差

标准结果	误差/%	时差/s	检定误差/%
合格	1	180	2.36
合格	2	180	2.68
不合格	3	180	3.0

该实验目的是为了确定《JJG（皖）138—2022 电动汽车充电设施在线远程检定规程》中规定标准误差对应本文提出的基于时间序列相似度计量检定方法的检定误差，与检定时间误差。通过大量实验表明，对于符合标准检定误差 1% 的充电设施对应的本文提出算法的检定误差  $MSE_p$  为 2.36%，而对于符合标准检定误差 2% 的充电设施对应的本文提出算法的检定误差  $MSE_p$  为 2.68%，相对于符合标准检定误差 1% 的充电设施的检定误差偏高，其主要原因在于算法对高估误差（充电桩计量值高于实际值）施加 1.1 的权重系数，而对低估误差采用 0.9 的权重。这种非对称设计源于计量监管的核心原则：优先防范用户多付费风险。

### 5.3 测试结果及分析

基于上述实验得到符合标准的检定误差以及检定时间，设置计量检定平台的检定误差上限为 2.68%，检定时间上限为 180 s。为验证系统在实际场景中的性能，采用安徽省计量科学研究院提供的真实充电设施数据集进行测试。该数据集包含合肥市 5 个公共充电站的 1 000 多组完整充电订单及其对应的远程计量模块数据，采集时段为 2025 年 3 月至 5 月，完整记录了充电过程中的电压、电流、功率等参数：

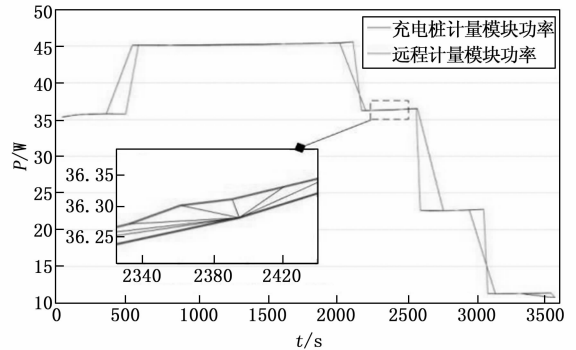


图 7 基于时间序列相似度的计量检定方法

部分充电桩多订单的实验结果如表 3 所示。

表 3 充电桩检定结果

充电桩编号	检定误差/%	时间偏差	检定误差上限/%	检定时间上限	检定结果
105005948	0.79	113	2.68	180	合格
06130742	0.92	110	2.68	180	合格
106144521	0.94	147	2.68	180	合格
105005948	0.15	101	2.68	180	合格
105123155	4.14	113	2.68	180	不合格

由图 7 可以得知，由充电设施计量模块采集得到的数据与远程计量检定模块采集得到数据存在两处不同，其一是由于两个模块的采集频率有所不同，造成数据间隔点不同，该特点可以从小图中观察得到。其二是两者数据上，无论是功率、开始时间、结束时间都存在差别，因此对于充电设施检定来说，不能仅仅关注最终的结算电量，相应的过程数据同样重要。表 3 列出了部分充电桩的多订单检定结果。数据显示，充电桩 105005948、06130742 和 106144521 在多次检定中误差均低于 2.68% (0.15%~0.94%)，时间偏差控制在 113~147 s 内，判定为合格。特别地，充电桩 105005948 的两个订单检定误差分别为 0.79% 和 0.15%，通过图 7 所示的关键点对齐技术有效消除了时间偏差影响，验证了算法的鲁棒性。值得注意的是充电桩 105123155 的检定误差达 4.14%，超出阈值上限。经复核发现，该异常源于接地电阻超标导致的电流采样失真，同时远程计量模块日志显示存在 ADC 溢出记录。

## 6 结束语

本文基于改进时间序列相似度的充电设施计量在线检定策略,构建了符合《JJG 1148—2022 电动汽车交流充电设施(试行)》和《JJG 1149—2022 电动汽车非车载充电机(试行)》检定规程要求的在线计量检定监管系统。该系统采用在线监测充电设施数据并与已有的运营数据进行比对分析,实现远程实时采集、存储充电设施和在线远程检定模块的充电数据,具有数据传输、数据分析处理、数据匹配、充电设施在线检定等功能,支撑充电设施在线检定监管的工作要求,极大提高了强制检定效率。除此之外还通过研制高精度远程计量模块并提出自适应粒子化分桶匹配算法,突破了传统检定模式效率低、实时性差的技术瓶颈。

未来可结合新能源车充电功率预测模型,构建检定一调度协同的智能运维体系,进一步推动电动汽车产业计量技术革新。

### 参考文献:

- [1] 国家市场监督管理总局. 关于调整实施强制管理的计量器具目录的公告 [ZB/OL]. (2020-10-26). [https://www.samr.gov.cn/zw/zfxgk/fdzdgnr/jjzs/art/2023/art\\_d0956-85b12544ed3aa6dbc3aa7c136e.html](https://www.samr.gov.cn/zw/zfxgk/fdzdgnr/jjzs/art/2023/art_d0956-85b12544ed3aa6dbc3aa7c136e.html).
- [2] 叶佳旻,王华,章超. 电动汽车充电桩检定新模式的思考 [J]. 计量与测试技术, 2023, 50 (5): 51-52.
- [3] 肖华健. 充电桩计量检定方法的优化与质量控制 [J]. 大众标准化, 2025 (6): 184-186.
- [4] 庞松岭,赵海龙,张晨佳. 计及充电需求差异的电动汽车充电设施协同优化配置 [J]. 电测与仪表, 2024, 61 (12): 171-177.
- [5] YANG T, YU J, PENG H, ZHOU F, et al. Remote metrological verification method electric vehicle off-board chargers based on the SIS infectious disease model in a vehicle-pile interaction network [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2025, 74: 1-11.
- [6] 马青亮,蔡堃,任明珠,等. 基于互联网+的电动汽车充电桩检定系统研究 [J]. 计量与测试技术, 2023, 50 (7): 28-31.
- [7] 石锦凯,鲍谚,陈振,等. 计及充电负荷不确定性的充电站储能鲁棒优化配置方法 [J]. 电力系统自动化, 2021, 45 (20): 49-58.
- [8] 仇茹嘉,田腾,耿佳琪,等. 量子直流电能表电流传感器位置影响修正及建模 [J]. 电测与仪表, 2025, 62 (1): 20-26.
- [9] 王思韡,刘型志,宣妹,等. 基于线损等效的视在功率和功率因数计算方法研究 [J]. 电测与仪表, 2024, 61 (9): 65-70.
- [10] 焦东翔,王亚超,韩迪,等. 基于递推阻尼最小二乘法的充电桩计量失准在线检测方法 [J]. 电力建设, 2024, 45 (8): 140-148.
- [11] 刘炜,王朝亮,肖涛,等. AMI数据驱动的电动汽车充电设施计量运行误差状态评估方法 [J]. 电力自动化设备, 2022, 42 (10): 70-76.
- [12] 彭曙蓉,黄土峻,李彬,等. 基于深度学习分位数回归模型的充电桩负荷预测 [J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48 (2): 44-50.
- [13] KHODAYAR MAHDI, et al. Deep learning in power systems research: A review [J]. CSEE Journal of Power and Energy Systems, 2020, 7 (2): 209-220.
- [14] ZHANG Y, SHI Y, ZHANG H, et al. Review on deep learning applications in frequency analysis and control of modern power system [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2022, 136: 107744.
- [15] 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.
- [16] 戴焯丁,何雨辰,钱丽娟,等. 基于时空网络的电动汽车充电桩电能表误差估计方法研究 [J]. 计量学报, 2025, 46 (1): 126-132.
- [17] CHEN L, LIU Z, YU Q, et al. Prediction and analysis of relative error in electric vehicle charging stations based on an improved ConvFormer model [J]. Heliyon, 2024, 10: 16-30.
- [18] 田雪涵,董坤,赵剑锋,等. 基于增强优化预训练语言模型的电力数据实体识别方法 [J]. 智慧电力, 2024, 52 (6): 100-107.
- [19] 欧阳福莲,王俊,周杭霞. 基于改进迁移学习和多尺度 CNN-BiLSTM-Attention 的短期电力负荷预测方法 [J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51 (2): 132-140.
- [20] 何雪锋,周洁,陈德光,等. 自然语言处理的深度学习模型综述 [J]. 计算机应用与软件, 2025, 42 (2): 1-19.
- [21] 刘羽霄,张宁,康重庆. 数据驱动的电力网络分析与优化研究综述 [J]. 电力系统自动化, 2018, 42 (6): 157-167.
- [22] CHEN Z, LI F, et al. Research on remote calibration system of DC metering device for electric vehicle charging piles based on embedded [J]. 2019 IEEE 3rd Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference (ITNEC), Chengdu, China, 2019: 300-304.
- [23] 马力,彭伟伦,范晋衡,等. 基于改进纵横交叉算法的车网互动模式下电动汽车充放电优化调度策略研究 [J]. 电测与仪表, 2025, 62 (2): 133-142.
- [24] 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.
- [25] 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.