第 52 卷 第 7 期：3256-3266 高电压技术 Vol.52, No.7: 3256-3266
2026 年 7 月 31 日 High Voltage Engineering July 31, 2026
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20251162

电能表误差在线估计算法的状态判别能力评价方法

温天歌，黄洪涛，王　磊
（中国计量科学研究院，北京 100029）

摘　要：现有电能表误差在线估计算法的状态评价实验并未考虑算法不确定度的影响，难以实现超差识别率与误判率之间的有效平衡。为解决上述问题，该文提出一种基于不确定度的算法状态判别能力评价方法并引入 α-超差识别率指标，系统评价算法状态判别能力。首先，在台区实际噪声扰动条件下评估算法不确定度；然后，推导算法输出值的概率分布模型，构建 α-超差识别率评价指标与误判率解析表达式，揭示状态评价指标与判定阈值之间的关系。在此基础上，确定在目标约束条件下，算法准确识别的超差电能表误差水平 α 与最优状态判定阈值 T。最后，该文以滑窗算法为例进行实验验证，结果表明，该文所提评价方法误判率计算值与实测值的偏差为 0.08%，误差绝对值为 3%的超差电能表的超差识别率计算值与实测值偏差为 0.09%，偏差在实际应用可接受范围之内，充分验证所提方法的有效性与可靠性。

关键词：电能表；不确定度；状态判定阈值；状态判别能力；误差概率分布

State Discrimination Capability Evaluation Method of Online Error Estimation Algorithms for Energy Meters

WEN Tiange, HUANG Hongtao, WANG Lei
(National Institute of Metrology, Beijing 100029, China)

Abstract: The existing state evaluation experiments for online error estimation algorithms for energy meters have not considered the impact of uncertainty, making it difficult to achieve an effective balance between out-of-tolerance recognition rate and false positive rate. To solve the above problems, this paper proposes an uncertainty-based evaluation method for assessing an algorithm's state discrimination capability and introduces the α- out-of-tolerance recognition rate metric to systematically evaluate this capability. Firstly, the uncertainty of the algorithm is evaluated under actual noise disturbance conditions in the substation area. Then, a probability distribution model for algorithm outputs is derived, analytical expressions for the α-out-of-tolerance recognition rate metric and false positive rate are established,and the relationship between state evaluation metrics and state determination threshold is revealed. Based on this, the error level α for accurate out-of-tolerance meter recognition and the optimal state determination threshold T are determined under target constraints. Finally, the sliding window algorithm is taken as an example for experimental verification, and the results show that the deviation between the calculated false positive rate of the evaluation method proposed in this paper and the measured value is 0.08%. For out-of-tolerance meters with an absolute error of 3%, the deviation between the calculated out-of-tolerance recognition rate and the measured value is 0.09%. These deviations fall within an acceptable range for practical applications, fully validating the effectiveness and reliability of the proposed method.

Key words: energy meter; uncertainty; state discrimination threshold; state discrimination; error probability distribution

0　引言

随着大数据、人工智能等新一代信息技术在能源电力领域的深入应用，新型电力系统的数字化转型进程不断加快[1]。智能电网作为新型电力系统的重要组成部分，解决了传统电网面临的供电不足、能源浪费等问题[2]。

智能电表为智能电网的重要量测设备，其可实现自动测量、信息存储、实时监控等先进功能[3]，目前已实现大规模部署应用。然而，随着可再生能源发电在低压配电网中不断接入，以及电力电子技术的大量应用，电能质量问题日益突出[4]。电能表在长期运行过程中，其计量准确性易受多种来自内部或外部环境的因素影响，例如，高温热或高严寒

基金资助项目：国家重点研发计划(2022YFB2403800)。
Project supported by National Key R&D Program of China (2022YFB2403800).

等极端气候环境造成计量精度下降[5]；供电装置故障造成数据采集异常或电能计量数据丢失[6]；功角振荡、电压失稳、频率偏移等影响引入的系统稳定性问题[7]。上述因素可能导致电能表长期处于超差状态，进而影响电网计量精度与电力管理的可靠性。

在复杂的电力系统中，快速、准确的故障诊断与定位可有效缩短运维人员故障处理时间，确保供电安全性[8]。因此，为保障智能电表的计量准确性，有必要定期对其进行检定，但传统人工检定方法效率低、成本高，难以满足智能电网高效监测的需求。为此，研究学者提出多种电能表误差在线估计算法，例如，文献[9]采用多元回归方法分析了温度、湿度对智能电表的检定误差影响；文献[10]提出一种基于改进动态线损的智能电表误差估计方法，使用带遗忘因子的递推最小二乘法求解动态线损模型；文献[11]通过物联网技术构建电能表在线评价系统，使用基于自适应权重多目标优化算法实现快速多目标优化，实现对电能表误差值的准确求解；文献[12]首先联合麻雀搜索算法、支持向量回归机建立台区线损模型，之后使用渐消记忆递推最小二乘法对电能表误差进行求解；文献[13]提出一种基于降维估计模型(dimension reduction estimation model, DREM)和阻尼递归最小二乘法(damped recursion least squares, DRLS)的远程误差算法，实时估算智能电表运行误差；文献[14]提出一种基于约束优化模型的智能电表运行误差及日线损率联合估计方法，将智能电表误差与台区日线损率作为耦合变量进行联合求解；文献[15]建立递归神经网络结构误差估计模型，实现误差远程检测。

在评估算法误差计算性能方面，常用评价指标通过计算算法输出值与真实值之间的误差来衡量算法准确性，例如均方误差(mean squared error, MSE)、均方根误差(root mean squared error, RMSE)、平均误差(mean error, ME)、平均绝对百分比误差(mean absolute percentage error，MAPE)等。该类评价指标现已被广泛应用，例如，文献[16]将 MAPE、RMSE 作为评价指标来对列文伯格–马夸尔特算法和限定记忆最小二乘算法的电能表误差估计准确度进行评估；文献[17]使用 RMSE 等评价指标评价电能表误差预测算法的误差计算性能与预测精度；文献[18]提出一种用于电表误差在线估计的双参数递归最小二乘法，并使用 MAPE、RMSE 对算法性能进行评估。此外，文献[19]除 MAPE、RMSE 外还使用 ME 来评估所提出的基于扩展卡尔曼滤波和限定记忆递推最小二乘法的在线智能电表测量误差估计性能；文献[20]使用 MSE 对所提算法的误差估计精度进行评价。

在评价算法状态判别能力方面，常用评价指标有正确率、误判率、漏判率等。例如，文献[21]采用多种分类评价指标评价智能电表故障分类效果 l；文献[22]应用漏检率、误检率、检出率对所提算法的状态判别能力进行评价，并与其他算法进行性能对比。文献[23]通过检测正确率指标来判断基于决策树和聚类理论的电能表误差估计递推算法的模型性能。

根据国家相关规程[24]，当电能表的误差值超出[−2%, 2%]时，则被判定为超差电能表；其余情况则被判定为正常电能表。传统电能表状态判定采用检定规程规定的检定装置开展判定工作，在实际工作情况中，检定人员通常采用 0.05 级装置检定 2 级电能表。由于实验室标准器具有极小的不确定度，可直接将±2%作为阈值，在此条件下，其误判率趋近于零，且对误差超过±2%的电能表识别率接近于 100%。但由于电能表误差在线估计算法具有一定的不确定度，且在大部分应用场景下其不确定度在 1%以上，这使得算法的误差计算值具有不可忽视的分散性。在该不确定度条件下，算法难以准确识别真实误差值超出±2%的电能表；且在状态判定阈值设定方面，若仍以±2%作为状态判定阈值，往往难以实现算法超差识别率指标；若减小设定状态判定阈值，则会导致算法误判率增大。

综上所述，现有电能表误差在线估计算法的状态判别评价实验未考虑算法输出不确定度的影响，导致在实际判别过程中难以在超差识别率与误判率之间实现有效平衡。因此，以不确定度为核心确定算法可准确识别的误差范围，并合理设定状态判定阈值至关重要。为此，本文提出一种基于不确定度的算法状态判别能力评价方法。首先分析影响算法准确性的关键不确定度因素，系统评估算法不确定度，并构建算法输出值的概率分布模型。进而建立 α-超差识别率与误判率的解析表达式，揭示两者之间的内在联系。在此基础上，在该双重约束条件下确定算法准确识别的超差电能表误差水平 α 与最优状态判定阈值 T：即在误判率不超过允许范围的约束下，最小化 α 并给出相应 T 值。最后，本文结合实际台区数据，使用所提出的评价方法的计算结果

与实测结果进行对算法进行验证，实验结果证明所提方法的可行性与实用性。

1 电能表误差在线估计算法能量守恒模型

在低压配电台区中，一个台区中通常由一个总表与若干块分表组成，典型配电台区拓扑结构如图1所示。总表为1级电能表，用于计量整个用电台区的总电能消耗，分表为2级电能表，分别计量对应居民用户的电能消耗。根据能量守恒定律，总表计量的实际电能值等于所有分表的实际电能值与各类损耗的之和，其中损耗包含线路损耗与无法被计量器具直接观测到的固定负载造成的损耗。

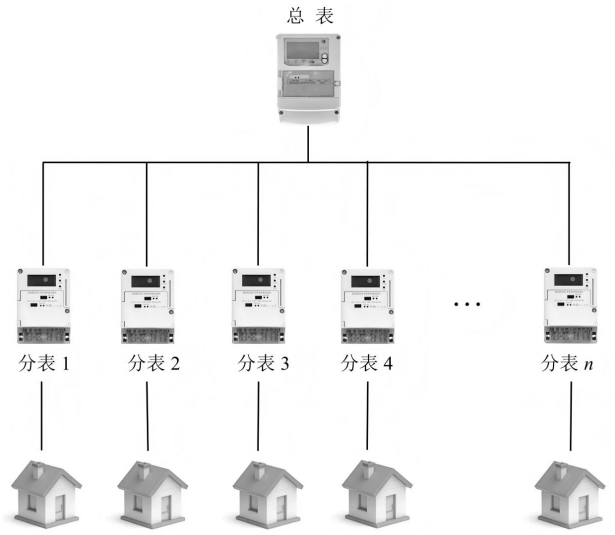


图 1 低压台区拓扑结构图

Fig.1 Topology of the low-voltage station

本文在建模过程中将总表电能测量值近似为真实电能值；在后续不确定度分析中将总表引入的计量误差作为系统性误差分量进行评估。设第 j 块分表的运行误差值为 e_j，其真实电能值可推导如下：

$$\Psi_j^0 = \frac{\Psi_j}{1+e_j} \tag{1}$$

式中：Ψ_j^0 为第 j 块电能表的电能真实值；Ψ_j 为第 j 块电能表的电能测量值。

为便于公式推导，设 $1-\varepsilon_j = \dfrac{1}{1+e_j}$，可得台区总表与 n 块分表之间的能量守恒方程为：

$$\lambda_i^0 = \sum_{j=1}^{n} \psi_{i,j}\left(1-\varepsilon_j\right) + \omega_{\text{line}} + \omega_{\text{fix}} \tag{2}$$

式中：λ_i^0 为在第 i 个时间段，总表真实电能值；$\psi_{i,j}$ 为在第 i 个时间段，第 j 块分表的观测电能值；ε_j 为第 j 块分表的运行误差值；ω_{line} 为在第 i 个时间段，线路造成的损耗值；ω_{fix} 为在第 i 个时间段，由于无法被计量器具观测的固定负载造成的损失。

在此基础上，以固定周期连续采集 m 个时间段的电能观测数据，并将各时间段的损耗值合并进行统一建模，可构建如下线性方程组：

$$\begin{cases} \psi_{1,1}(1-\varepsilon_1)+\ldots+\psi_{1,n}(1-\varepsilon_n)=\lambda_1-\omega_1 \\ \psi_{2,1}(1-\varepsilon_1)+\ldots+\psi_{2,n}(1-\varepsilon_n)=\lambda_2-\omega_2 \\ \vdots \\ \psi_{m,1}(1-\varepsilon_1)+\ldots+\psi_{m,n}(1-\varepsilon_n)=\lambda_m-\omega_m \end{cases} \tag{3}$$

式中：ω_i 为第 i 个时间段，线路损耗与固定负载造成的损耗之和；λ_i 为在总表在第 i 个时间段内的电能增量。

将上述线性方程组转换为如下矩阵形式，输入至算法内进行求解，得到各个电能表误差值。

$$\boldsymbol{\Psi\theta} = \boldsymbol{\Lambda} \tag{4}$$

其中：

$$\boldsymbol{\Psi} = \begin{bmatrix} \psi_{11} & \cdots & \psi_{1n} \\ \vdots & & \vdots \\ \psi_{m1} & \cdots & \psi_{mn} \end{bmatrix},\ \boldsymbol{\Lambda} = \begin{bmatrix} \lambda_1-\omega_1 \\ \lambda_2-\omega_2 \\ \vdots \\ \lambda_m-\omega_m \end{bmatrix},\ \boldsymbol{\theta} = \begin{bmatrix} 1-\varepsilon_1 \\ 1-\varepsilon_2 \\ \vdots \\ 1-\varepsilon_n \end{bmatrix}。$$

在完成低压台区电能表能量守恒模型的构建后，本文应用文献[25]中所提到的滑窗算法对进行误差计算，并据此开展进行后续状态判别能力评价，由于篇幅原因，不再对算法细节展开叙述。

2 算法状态判别能力评价方法构建

2.1 算法不确定度评估

不确定度是表征被测量分散性的重要参数[26]。相比现常用算法计算性能评价指标，例如 MSE、MAPE、RMSE 等，不确定度不仅可以从整体上评价算法计算准确性，还可以对影响算法的各类不确定因素进行详细刻画，全面分析算法性能。

不确定度评估方法有GUM法(测量不确定度表示指南)和蒙特卡洛法。蒙特卡洛方法计算简便，但其计算成本高，难以满足电力影响分析的高效要求[27]。若所评估算法为线性算法，在使用蒙特卡洛法进行评估时，可将误差空间缩减至总表与分表误差均为零、只包含噪声的误差子空间中，之后利用线性叠加性原理，不断调整噪声大小，进而模拟整个误差空间。

2.1.1 算法不确定度影响因素

在实际台区电能表运行环境中，算法的不确定

度受多种不确定度分量的共同影响，各不确定度分量及其相对重要程度如表 1 所示。

其中，总表准确度引入的不确定度影响为在对台区总表与分表之间基于能量守恒定律建模时忽略总表运行误差，将总表电能测量值近似为电能真实值造成的；电流互感器的精度与总表的综合倍率有关，直接影响算法不确定度；综合倍率由电流互感器与电压互感器共同决定，但算法主要针对低压台区居民用户，在此场景下，总表安装在低压侧不需要使用电压互感器，因此不需要考虑电压互感器的变比；线路损耗是能量守恒关系中不可忽略的组成部分，其估计准确性直接影响算法求解精度；算法自身性质的不确定度是指算法在求解过程中，由于本身的特性引入的数值计算误差；总表的读数分辨率通常为 0.01 kWh，但其参考电能值需由读数乘以综合倍率(由电流互感器和电压互感器的变比构成)得到，该换算过程会放大量化误差；分表的分辨率为 0.01 kWh，但其会引入量化误差，对系数矩阵产生扰动，进而影响解的准确性；在数据采集过程中，由于电能表在不同测量点下的误差是不同的，在方程里用一个误差代替了各个测量点下的误差，该近似简化处理会引入不确定度；时钟同步性引入的不确定度影响源于数据采集过程中的时间偏差问题；在台区电能表数据在采集过程中，当记录时间与真实时间之间不对齐时，基于采集数据构建的能量守恒方程将受到干扰，导致等式平衡性被破坏，进而影响方程求解的准确性；同时，温度、湿度等外部环境条件可能造成计量偏差，进而影响算法输出的稳定性与精度。

表 1　不确定度来源

Table 1　Source of uncertainty

序号	不确定度来源	重要程度
1	总表准确度	主要影响量
2	电流互感器	主要影响量
3	线损估计	主要影响量
4	算法自身性质	主要影响量
5	总表的电能分辨力	主要影响量
6	各个分表的电能分辨力	次要影响量
7	平均误差代替各点误差	次要影响量
8	时钟同步性	次要影响量
9	环境变化带来的影响	次要影响量

针对表 1 中所罗列的不确定度影响因素，其中第 1—3 项可由先验知识获得，5—9 项的影响可通过噪声来进行模拟。对于线性算法，噪声与算法自身性质所造成的影响一同构成的多维误差空间可通过算法线性性质投影到“总分表误差为零仅含有噪声”的子空间中，有效简化蒙特卡洛实验所需的仿真空间。

2.1.2　算法本身在理想零误差输入、仅含噪声条件下引入的不确定度评估

算法本身在理想零误差输入、仅含噪声条件下引入的不确定度是指在台区中所有电能表的运行误差均为零、仅含有噪声(包含表 1 中 5—9 项的不确定度分量影响)的条件下，算法由于自身性质造成的不确定度影响。

为评估该不确定度，首先基于台区真实用电数据构建零误差标准数据集。该数据集中所有电能表的运行误差为零，且用电行为模式严格遵循所输入的实际台区用户的用电行为特征；之后，通过该数据集构建总表与分表用电系数矩阵，并基于能量守恒定律，进一步建立线性方程组。在此基础上，在用电系数矩阵与总表用电向量的每个元素上添加随机噪声，随机噪声矩阵的元素由以 0 为均值，0.2% 为标准差的正态分布生成，之后对分表与总表的用电量数据进行量化处理(保留两位小数)，模拟台区在实际运行过程中存在的噪声影响。

随机噪声添加方式如下：

$$\boldsymbol{\Psi}' = \boldsymbol{\Psi} + \boldsymbol{\Psi} \odot \boldsymbol{\Delta}_{\Psi}\ ;\quad \boldsymbol{\Lambda} = \boldsymbol{\Lambda} + \boldsymbol{\Lambda} \odot \boldsymbol{\Delta}_{\Lambda} \tag{5}$$

其中：

$$\boldsymbol{\Delta}_{\Psi} = \begin{bmatrix} \delta_{11} & \cdots & \delta_{1n} \\ \vdots & & \vdots \\ \delta_{1m} & \cdots & \delta_{mn} \end{bmatrix},\ \boldsymbol{\Delta}_{\Lambda} = \begin{bmatrix} \delta_{1} \\ \delta_{2} \\ \vdots \\ \delta_{m} \end{bmatrix}。$$

式中：⊙代表逐元素相乘；$\boldsymbol{\Delta}_{\Psi}$ 为系数矩阵 $\boldsymbol{\Psi}$ 的随机噪声矩阵；$\boldsymbol{\Delta}_{\Lambda}$ 为向量 $\boldsymbol{\Lambda}$ 的随机噪声向量。

在能量守恒模型构建完成后，使用已有算法对该包含 n 块分表的线性方程组求解 k 次，记录并整理算法误差计算值。若所用算法是线性算法且对电能表运行误差为无偏估计，则算法本身在理想零误差输入、仅含噪声条件下引入的不确定度为无偏估计方差，第 i 块电能表的算法本身在理想零误差输入、仅含噪声条件下引入的不确定度计算如下：

$$u_{z,i} = \sigma_{z,i} = \sqrt{\frac{1}{k-1}\sum_{j=1}^{k} x_{i,j}^{2}} \tag{6}$$

式中：$u_{z,i}$ 为第 i 块电能表的算法本身在理想零误差输入、仅含噪声条件下引入的不确定度；$\sigma_{z,i}$ 为第 i

块电能表的算法计算值标准差；$x_{i,j}$为第 i 块电能表的第 j 次算法误差求解值。

该台区算法本身在理想零误差输入、仅含噪声条件下引入的不确定度为：

$$u_{\mathrm{z}}=\sigma_{\mathrm{z}}=\sqrt{\frac{1}{nk-1}\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{k}x_{i,j}^{2}} \tag{7}$$

式中：u_{z}为该台区算法本身在理想零误差输入、仅含噪声条件下引入的不确定度；σ_{z}为该台区整体算法误差计算值标准差。

由此可得，算法在仅含噪声的条件下的电能表运行误差计算值 Z 服从以下分布：

$$X\sim N\left(0,\sigma_x^2\right) \tag{8}$$

2.1.3 算法合成不确定度评估

结合现有先验知识，线路损耗估计误差、总表测量误差以及电流互感器(current transformer, CT)精度误差等不确定度分量造成的系统性影响可视为相互独立、均值为零的正态分布。因此，可将上述不确定度分量视为独立扰动项，并根据能量守恒关系等效叠加至总表测量值中，作为总表的等效误差进行后续分析。

假设台区中各分表的真实运行误差均为零，系统性扰动(如线路损耗估计误差、总表测量误差及 CT 精度误差)被等效建模为总表上的误差扰动项，且服从以 0 为均值、标准差为 σ_{b}的正态分布。结合算法本身在理想零误差输入、仅含噪声条件下引入的不确定度的评估结果，推导存在总表等效误差扰动 B 的条件下，算法输出值 E 的概率密度函数，其标准差即为算法不确定度。

由全概率公式：

$$f_{\mathrm{E}}\left(e\right)=\int_{-\infty}^{+\infty}\int_{-\infty}^{+\infty}f_{\mathrm{E|B,Z}}(e\,|\,b,z)f_{\mathrm{Z}}\left(z\right)f_{\mathrm{B}}\left(b\right)\mathrm{d}z\mathrm{d}b \tag{9}$$

式中：$f_{\mathrm{E|B,Z}}(e|b,z)$为算法输出值 E 在总表等效误差扰动 B 与仅受噪声影响下算法输出值 Z 条件下的条件概率密度函数；$f_{\mathrm{Z}}(z)$为算法在噪声条件下输出值的概率密度函数；$f_{\mathrm{B}}(b)$为总表等效误差的概率密度函数。

展开化简得：

$$f_{\mathrm{E}}\left(e\right)=\int_{-\infty}^{+\infty}\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{\mathrm{z}}}\mathrm{e}^{-\frac{(e-b)^2}{2\sigma_{\mathrm{z}}^2}}\cdot\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{\mathrm{b}}}\mathrm{e}^{-\frac{b^2}{2\sigma_{\mathrm{b}}^2}}\mathrm{d}b \tag{10}$$

进一步可得：

$$f_{\mathrm{E}}\left(e\right)=\frac{1}{\sqrt{2\pi\left(\sigma_{\mathrm{z}}^2+\sigma_{\mathrm{b}}^2\right)}}\mathrm{e}^{-\frac{e^2}{2(\sigma_{\mathrm{z}}^2+\sigma_{\mathrm{b}}^2)}} \tag{11}$$

由推导可得，在上述条件下，算法输出误差值 E 为两个随机变量之和，即：

$$E=Z+B \tag{12}$$

式中：Z 为算法在噪声影响下的输出值；B 为总表等效误差引入的系统性扰动。

由正态分布的叠加性，算法计算值 E 服从如下正态分布：

$$E\sim N\left(0,\sigma_{\mathrm{e}}^2\right),\quad \sigma_{\mathrm{e}}=\sqrt{\sigma_{\mathrm{z}}^2+\sigma_{\mathrm{b}}^2} \tag{13}$$

其中，该分布标准差 σ_{e}即为算法合成不确定度，反映了实际运行环境中不确定度分量对算法计算值的影响。

由于系统性扰动与噪声来源不同，并且是相互独立的，整体算法合成不确定度 u_{e}可通过方差合成式进行计算，计算式如下：

$$u_{\mathrm{e}}=\sqrt{u_{\mathrm{z}}^2+u_{\mathrm{b}}^2}=\sqrt{\sigma_{\mathrm{z}}^2+\sigma_{\mathrm{b}}^2} \tag{14}$$

式中：u_{z}为算法本身在理想零误差输入、仅含噪声条件下引入的不确定度；u_{b}为系统性扰动引入的不确定度。

通过比较整体算法合成不确定度结果可得，本文所用的全概率公式推导方法与 GUM 法计算结果一致，验证了该方法有效性。

2.2 基于不确定度的算法输出值概率分布建模

在实际用电环境中，台区分表运行误差 X 可看作服从以 0 为均值、标准差为 σ_{x}的正态分布的独立随机变量，在此基础上，进一步构建算法误差计算值 Y 的概率模型，更全面刻画算法在实际台区运行条件下的输出分布特性。

由全概率公式：

$$f_{\mathrm{Y}}\left(y\right)=\iiint f_{\mathrm{Y|B,Z,X}}(y\,|\,b,\mathrm{z},x)f_{\mathrm{Z}}\left(z\right)f_{\mathrm{B}}\left(b\right)f_{\mathrm{X}}\left(x\right)\mathrm{d}z\mathrm{d}b\mathrm{d}x \tag{15}$$

式中：$f_{\mathrm{Y|B,Z,X}}(y|b,z,x)$表示为算法输出值 Y 在总表等效误差扰动 B、在噪声影响下算法的输出值 Z 以及台区中分表真实运行误差 X 条件下的条件概率密度函数；$f_{\mathrm{X}}(x)$表示为台区分表的真实运行误差概率密度函数。

基于整体的算法合成不确定度，可将其化简为：

$$f_{\mathrm{Y}}\left(y\right)=\int_{-\infty}^{+\infty}f_{\mathrm{Y|E}}(y\,|\,e)f_{\mathrm{E}}\left(e\right)\mathrm{d}e \tag{16}$$

展开化简得：

$$f_{\mathrm{Y}}\left(y\right)=\frac{1}{\sqrt{2\pi\left(\sigma_{\mathrm{z}}^2+\sigma_{\mathrm{b}}^2+\sigma_{\mathrm{x}}^2\right)}}\mathrm{e}^{-\frac{e^2}{2\left(\sigma_{\mathrm{z}}^2+\sigma_{\mathrm{b}}^2+\sigma_{\mathrm{x}}^2\right)}} \tag{17}$$

在实际应用中，系统性扰动、噪声以及台区中

分表真实运行误差相互独立，所以在该条件下的算法误差计算值 Y 为 3 个随机变量之和，即为：

$$Y = X + Z + B = E + X \tag{18}$$

根据正态分布叠加性，算法误差计算值 Y 服从：

$$Y \sim N\left(0,\sigma_{\mathrm{y}}^2\right),\ \ \sigma_{\mathrm{y}} = \sqrt{\sigma_{\mathrm{z}}^2 + \sigma_{\mathrm{b}}^2 + \sigma_{\mathrm{x}}^2} \tag{19}$$

若所用算法为线性算法，则算法的不确定度与误差初始值无关。因此，若在台区中引入实际运行误差值为 α 的超差电能表，其在系统性干扰与噪声影响的条件下对应的算法不确定度仍为 σ_{e}，即算法对该类电能表运行误差计算值服从以 α 为均值，σ_{e} 标准差的正态分布。

2.3　状态判别能力评价指标

在电能表实际检定过程中，按照现行规程，当其真实运行误差在[−2%, 2%]范围时，判定为正常电能表；当超出这一范围时，则被判定为超差电能表。

基于上述判定规则，可定义以下指标：

1）准确率：算法状态判别正确(正常电能表判定为正常，超差电能表判定为超差)的数量之和占所有电能表总数的比例。

$$R_{\mathrm{ACC}} = \frac{n_{\mathrm{A}}}{N} \tag{20}$$

式中：R_{ACC} 是实验统计准确率。

2）误判率：算法将正常电能表判定为超差的数量占所有正常电能表总数的比例。

$$R_{\mathrm{FPR}} = \frac{n_{\mathrm{F}}}{N_{\mathrm{T}}} \tag{21}$$

式中：R_{FPR} 是由实验统计得到的经验误判率。

3）超差识别率：算法将超差电能表判定为超差的数量占所有超差电能表总数的比例。

$$R_{\eta} = \frac{n_{\eta}}{N_{\eta}} \tag{22}$$

式中：N 表示为电能表总数量；n_{A} 表示算法状态判别正确(正常电能表判定为正常，超差电能表判定为超差)的数量之和；n_{F} 表示为真实为正常，误判为超差的电能表数量；N_{T} 表示为所有正常电能表的数量；n_{η} 表示为真实为超差，判定为超差的电能表数量；N_{η} 表示为所有超差电能表的数量。

然而，由于算法自身误差估计精度有限，若直接以±2%作为状态判定阈值，难以实现对电能表状态的准确分类。因此，基于对算法不确定度评估以及算法输出值的概率分布建模，提出 α-超差识别率，其定义如下：

4）α-超差识别率：　在真实运行误差为 α 的超差电能表中，被算法正确判别为超差的比例。

$$\eta_{\alpha} = \frac{n_{\alpha}}{N_{\alpha}} \tag{23}$$

式中：η_{α} 表示算法 α-超差识别率；n_{α} 表示算法正确判别真实运行误差 α 的超差电能表为超差的个数；N_{α} 表示所有运行误差为 α 的超差电能表的个数。

在此基础上，设超差电能表的真实运行误差为 α；根据 α-超差识别率指标(例如 α-超差识别率为 95%)，结合算法输出概率密度分布，定义状态判定阈值 T，指定状态判别规则：当算法所计算出的电能表运行误差 e 在[−T, T]范围外时，该电能表将被判定为超差电能表；当运行误差 e 在[−T, T]范围内时，电能表被判定为非超差电能表。

设定超差电能表在全部电能表中的占比为 p；非超差电能表在全部电能表中的占比为 1−p。

图 2 中曲线 $f_{\mathrm{Y}}(y)$为运行误差服从以 0 为均值，σ_{x} 为标准差的正态分布的非超差电能表的概率密度分布函数。

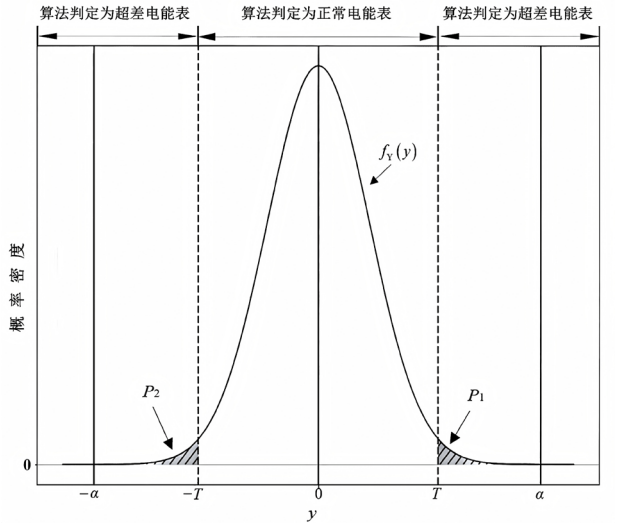


图 2　算法超差判别图

Fig.2　Algorithm out of tolerance discrimination graph

在连续型概率密度分布中，某一区间内的概率等于该区间对应的概率密度函数曲线下的面积。因此，图中 P_i 表示第 i 个区间内概率密度函数曲线下的面积，即该区间对应的概率值。其中，灰色阴影区域(P_1+P_2)表示非超差电能表的算法计算值超出状态判定阈值区间([−T, T])的概率，即(P(|y|>T))，该概率对应正常电能表被算法误判为超差电能表的情况，表征算法误判率。

由概率模型计算得到的理论误判概率，即误判

率的概率表达式为：

$$P_{\mathrm{FPR}}(T)=P\left(|Y|>T\right)=2\left(1-\Phi\left(\frac{T}{\sigma_{\mathrm{y}}}\right)\right) \tag{24}$$

式中：Φ 表示标准正态分布的累积分布函数。

准确率的概率表达形式为：

$$P_{\mathrm{ACC}}(T)=(1-p)P\left(|Y|\le T\right)+pP\left(e>T\right) \tag{25}$$

代入 Y 的概率密度分布函数，可得：

$$P_{\mathrm{ACC}}(T)=(1-p)\left(2\Phi\left(\frac{T}{\sigma_{\mathrm{y}}}\right)-1\right)+p\left(1-\Phi\left(\frac{T-E}{\sigma_{\mathrm{e}}}\right)\right) \tag{26}$$

本文以真实运行误差为 $\alpha(\alpha>0)$的超差电能表为例，其算法计算值 e 服从正态分布 $N(\alpha,\ \sigma_{\mathrm{e}}^2)$，其概率分布如图 3 所示，图中阴影部分 P 表示实际误差为 α 的超差电能表被算法判定为超差的概率。

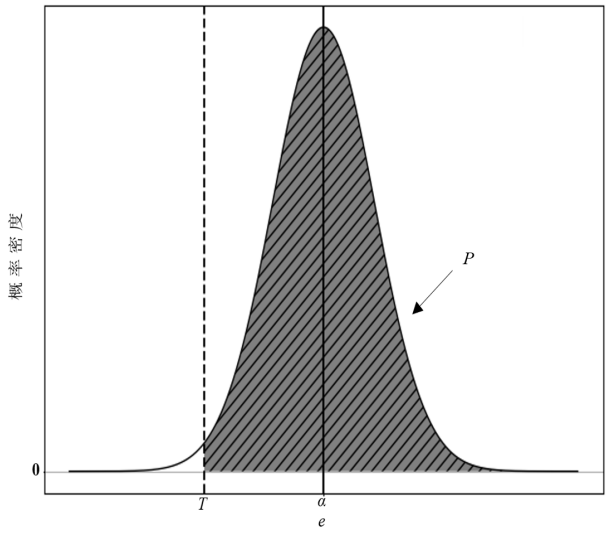


图 3 真实误差为 α 的超差电能表算法计算值概率分布图

Fig.3 Probability distribution of solution of algorithm for out-of-tolerance energy meters with a true error of α

由此可得，算法的 α-超差识别率可写为：

$$\eta_{\alpha}=P\left(e>T\right)=1-\Phi\left(\frac{T-\alpha}{\sigma_{\mathrm{e}}}\right) \tag{27}$$

2.4 误判代价函数

算法误判会导致非超差电能表拆至实验室进行重新检定，浪费计量检定资源，耗费大量人力物力。若算法误判率过高，不仅会造成经济损失与电力资源浪费，还可能对电网公信力带来一定影响。因此，有必要构建误判代价函数，量化由于算法误判带来的影响，完善算法评价方法。

根据实际调研与电网公司反馈，误判造成的代价通常有以下 3 方面影响，将各类代价对应的经济损耗作为权重，见表 2。

表 2 固定误判代价来源

Table 2 Source of cost for fixed false positive

误判代价类型	权重
电能表采购	W_1
人工拆装	W_2
实验室重新检定	W_3

将上述影响因素看作为由误判造成的固定成本，设由误判造成的单位固定代价为 C_{fix}，可得：

$$C_{\mathrm{fix}}=W_1+W_2+W_3 \tag{28}$$

假设该台区一共有 N 块电能表，每一块电能表需分担的固定误判代价值 $L_{\mathrm{fix}}(T)$可写为：

$$L_{\mathrm{fix}}(T)=\frac{NP_{\mathrm{FPR}}(T)C_{\mathrm{fix}}}{N}=P_{\mathrm{FPR}}(T)C_{\mathrm{fix}} \tag{29}$$

此外，可根据台区中不同用户的重要程度，构建维度为 $N\times1$ 的等级权重向量 $\boldsymbol{W}_{\mathrm{d}}$，其中每个元素代表一块电能表的等级权重，则第 k 块电能表的误判代价值 $L_k(T)$可写为：

$$L_k(T)=L_{\mathrm{fix}}(T)W_{\mathrm{d},k} \tag{30}$$

式中：$W_{\mathrm{d},k}$ 为等级权重向量 $\boldsymbol{W}_{\mathrm{d}}$ 的第 k 个元素，即第 k 块电能表/用户的重要程度权重。

台区中整体的误判代价 $L(T)$可写为：

$$L(T)=\sum_{k=1}^{N}L_{\mathrm{fix}}(T)W_{\mathrm{d},k} \tag{31}$$

例如，假设非超差电能表运行误差服从以 0 为均值，标准差 σ_{x}=0.33%的正态分布，算法合成不确定度 σ_{e}为 0.7%(k=2)；当状态判定阈值 T 设定为 1.4%时，对于运行误差值为 2%的超差电能表的超差识别率为 95%，误判率为 0.3%。

2.5 算法状态判定阈值推导

电能表误差在线估计算法的误判率与状态判定阈值 T 有关，α-超差识别率与超差电能表的真实误差值 α 与状态判定阈值 T 有关。

假设台区中包含系统性扰动、噪声、且非超差电能表服从以 0 为均值，标准差为 σ_{x} 的正态分布，由(19)可得：算法计算值 Y 服从以下正态分布：

$$Y\sim N\left(0,\sigma_{\mathrm{y}}^2\right)$$

在最大误判代价为 $L_{\max}(T)$的条件下，相应的状态判定阈值可通过下式计算：

$$T_{\mathrm{FPR}}=\sigma_{\mathrm{y}}\Phi^{-1}\left(1-\frac{L_{\max}}{2C_{\mathrm{fix}}\sum_{k=1}^{N}W_{d,k}}\right) \tag{32}$$

假设 α-超差识别率目标约束为 η_α(例如 α-超差识别率≥95%)，对于真实误差值为 α 的超差电能表，算法计算值 e 服从以下分布：

$$e \sim N\left(\alpha, \sigma_e^2\right)$$

通过 α-超差识别率目标约束的边界值，可得算法状态判定阈值与 α 之间的关系式：

$$P\left(T_\eta < e < \alpha\right) = \Phi(0) - \Phi\left(\frac{T_\eta - \alpha}{\sigma_e}\right) = \eta_\alpha - \frac{1}{2} \quad (33)$$

化简得：

$$\Phi\left(\frac{T_\eta - \alpha}{\sigma_e}\right) = 1 - \eta_\alpha \quad (34)$$

进一步可得：

$$T_\eta - \alpha = \sigma_e \cdot \Phi^{-1}\left(1 - \eta_\alpha\right) \quad (35)$$

式中：T_η 表示由 α-超差识别率目标约束推导得到的状态判定阈值；

例如，算法合成不确定度 σ_e 为 0.7%(k=2)；非超差电能表的误差分布为 $N(0,\ \sigma_x^2)$，其中 σ_x 为 0.33%；设定超差识别率约束为 95%；且最大误判率不超过 0.5%；在上述约束条件下，状态判定阈值 T 与超差电能表误差值 α 之间的数值关系为：

$$T_\eta - \alpha = -0.57\% \quad (36)$$

$$T_{FPR} = \sigma_y \Phi^{-1}\left(1 - \frac{P_{FPR}}{2}\right) = 1.36\% \quad (37)$$

3　算法电能表状态判别能力评价

为验证基于不确定度的算法状态判别能力评价方法的可靠性，本文选取中国某省市的一个实际用电台区开展实验。该台区包含 138 块分表与 1 块总表，数据覆盖总时长为 12 个月，采集频率为每 15 min 一次，总表的综合倍率为 200，分表与总表的分辨率为 0.01 kWh 。

3.1　数据准备

首先对所获得的真实用电数据进行异常数据处理，排除异常数据后输入数据仿真平台，生成零误差标准数据集。该数据集在确保所有分表与总表运行误差为零的前提下，完整保留了各电能表原始用电行为的时序特征，能够真实反映台区内部负荷波动与用户用电规律，为后续开展时序跨度实验与算法不确定度评估提供数据支撑。

3.2　算法不确定度评估实验

基于仿真数据平台生成的零误差标准数据，根据能量守恒定律，构造线性方程组，利用分表与总表每 15 min 的电能观测数据，分别构造系数矩阵与总表观测向量。

考虑采样时间跨度对算法不确定度的影响，设置时间跨度区间为[4，12]，以月为单位，构建不同时间跨度的数据子集。针对每个时序数据跨度子集，分别生成对应的分表电能表测量值的系数矩阵与总表观测向量，之后按式(5)的步骤在系统中引入随机噪声与量化噪声，模拟实际运行情况；最后依次构建线性方程组输入至电能表误差在线估计算法中进行求解。

在每一个时间跨度下，执行 100 次独立实验，且每次实验中扰动矩阵均重新随机生成，随后，分别基于每个时间跨度条件下的求解结果评估算法本身在理想零误差输入、仅含噪声条件下引入的不确定度 σ_0。

在此基础上，结合先验知识，引入系统性噪声影响，其各自对应的标准不确定度 u 与相应灵敏系数 f 具体数值如表 3 所示。

表 3　系统性影响引入的不确定度

Table 3　Uncertainty of the systemic impact

不确定度分量	u/%	f
总表(包含电流互感器)	$(0.5/\sqrt{3})$	1
线损计算的不确定度	0.3	1

通过计算可得，由线路损耗估计误差、总表测量误差及电流互感器(CT)精度误差组成的总表等效误差所服从正态分布的标准差为：

$$\sigma_b = \sqrt{\left(0.5\%/\sqrt{3}\right)^2 + \left(0.3\%\right)^2} = 0.42\% \quad (38)$$

计算算法合成不确定度 σ_e，具体实验结果如表 4 所示。

表 4　算法不确定度评估结果

Table 4　Evaluation results of uncertainty of algorithm

数据时长/月	σ_0/%	σ_e/%
4	1.41	1.47
5	1.13	1.21
6	0.90	0.99
7	0.76	0.87
8	0.69	0.81
9	0.62	0.75
10	0.60	0.73
11	0.54	0.68
12	0.51	0.66

3.3　状态判别能力评价实验

基于算法不确定度评估实验结果，使用本文所

提评价方法对算法在数据采集时长为 12 个月条件下的状态判别能力进行评价，并通过实验验证评价结果的可靠性。

3.3.1 实验条件

设定实验台区电能表超差率为 10%，即为在每次实验中随机抽取 10%的电能表作为超差电能表，并将真实运行误差的绝对值设定为 α；对于台区中的其余电能表(即正常电能表)，每次实验的初始误差由以零为均值，标准差 σ_x 的正态分布随机生成，其中 σ_x 取值为 0.33%，模拟正常电能表在日常运行中的误差波动特性，反映电能表在实际台区运行过程中所受到的多重误差影响。

带入数值计算，算法输出值的标准差为：

$$\sigma_y=\sqrt{(0.66\%)^2+(0.33\%)^2}=0.74\% \tag{39}$$

因此，在上述条件下算法输出值服从以 0 为均值，0. 74%为标准差的正态分布。

3.3.2 状态判别能力评价方法验证实验

为构建接近实际运行特征的状态判别环境，为所有电能表(含分表与总表)分配真实初始误差值，并叠加模拟的随机噪声与量化噪声。对每组数据均进行 100 次独立实验。每次实验中，电能表的初始误差设定值、超差电能表的选取索引，以及噪声扰动矩阵均基于先验分布随机生成，确保实验具有良好的代表性与覆盖性。

对求解结果进行整理与分析，设定超差电能表的误差设定值的绝对值为 3%(|α|=3%)，根据 2.5 节中的推导，若想要算法将 95%以上的运行误差值为±3%的电能表识别出来(超差识别率为 95%)，状态判定阈值为：

$$T=\alpha+\sigma_e\Phi^{-1}(1-\eta_\alpha)=1.91\% \tag{40}$$

设置超差判别界限为 T=±1.91%，根据超差判定规则对每次实验中算法输出的运行误差值进行分类判断，并根据公式计算相应评价指标；对于算法超差识别率，统计每次实验的结果并求取均值；对于算法误判率，统计 100 次实验中所有非超差电能表的误差计算值，并计算均值和标准差可得：

$$\mu_{\text{total}}=\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}\mu_i \tag{41}$$

$$\sigma_{\text{total}}^2=\frac{\sum_{i=1}^{m}(n-1)\sigma_i^2+\sum_{i=1}^{m}n(\mu_i-\mu_{\text{total}})^2}{mn-1} \tag{42}$$

式中：m 为总实验次数；n 为每次实验中非超差电能表的个数，由于每次实验中固定超差率为 10%，且电能表总数不变，因此每次实验中的非超差电能表数量是相同的；μ_{total} 为总体非超差电能表误差计算值的均值；σ_{total} 为总体非超差电能表误差计算值的标准差；μ_i 为第 i 次实验非超差电能表误差计算值的均值；σ_i 为第 i 次实验非超差电能表误差计算值的标准差。

按上述公式进行计算得 μ_{total}=0.01%，σ_{total}=0.75%，将非超差电能表误差计算值 X 的概率分布看作以 μ_{total} 为均值，σ_{total} 为标准差的正态分布；因此算法误判率可通过式(43)计算：

$$P_{\text{FPR}}=P\left(\frac{|X-\mu_{\text{total}}|}{\sigma_{\text{total}}}>T\right)=1.09\% \tag{43}$$

设实际验证实验所得结果与基于不确定度状态判别评价方法对比结果如表 5 所示。

表 5 状态判别实验验证与理论结果对比

Table 5 Comparison between experimental verification and theoretical results of state discrimination

类别	η_α/%	P_{FPR}/%
验证结果	95.14	1.09
所提方法	95.23	1.01

上述实验结果表明，基于不确定度的算法状态判别能力评价方法所得结果与验证实验高度一致，验证了该方法在实际应用中的可靠性与有效性。

4 结论

本文基于算法不确定度，结合概率统计理论，提出了一种用于评估电能表误差在线估计算法状态判别能力的评价方法，研究结论如下：

1）本文系统考虑算法不确定度在实际状态判定工作中的影响，基于不确定度建立超差识别率与误判率之间内在联系，确定算法可准确判定的电能表误差水平范围与相应的状态判定阈值，全面评估算法状态判别能力，并通过实验验证了该评价方法的有效性与适用性。

2）本文方法基于先验知识可得，大多数台区电能表运行误差近似服从高斯分布，但在特殊台区中若误差呈现非高斯特性，则需结合具体问题进行针对性分析；同时，不同算法由于自身性质可能会引入额外噪声，从而影响不确定度评估。因此，本方法在非高斯分布和复杂噪声条件下准确性会受限。后续将拓展对多种分布特征和复杂场景的建模能力，以提升方法的普适性与鲁棒性。

3）本文所提方法基于算法不确定度，不依赖

特定参数与系统架构，可扩展应用在各类误差在线评价算法中，例如充电桩误差在线监测、工业量测设备远程计量等，具有良好的场景适应性。

参考文献　References

[1] 李刚，方鸿，刘云鹏，等. 新型电力系统中的大模型驱动技术：现状、机遇与挑战[J]. 高电压技术，2024，50(7)：2864-2878.
LI Gang, FANG Hong,LIU Yunpeng, et al. Large-model drive technology in new power system: status, challenges and prospects[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(7): 2864-2878.

[2] 孙丽敏，孙驰. 智能电网中的智能技术应用[J]. 电子技术，2025，54(2)：266-267.
SUN Limin, SUN Chi. Application of intelligent technology in smart grid[J]. Electronic Technology, 2025, 54(2): 266-267.

[3] 陈雨倩. 电能计量中的智能电表技术应用[J]. 集成电路应用，2024，41(4)：398-399.
CHEN Yuqian. Application of intelligent electricity meter technology in electricity measurement[J]. Application of IC, 2024, 41(4): 398-399.

[4] 何晋伟，孟维奇，蒋玮，等. 新能源配电网电能质量典型问题分析及应对策略[J]. 高电压技术，2023，49(7)：2983-2994.
HE Jinwei, MENG Weiqi, JIANG Wei, et al. Power quality problems in renewable energy power distribution systems: Analysis and solutions[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(7): 2983-2994.

[5] 张蓬鹤，张保亮，陈思禹. 基于分层抽样的运行智能电能表剩余寿命预测方法研究[J]. 电测与仪表，2019，56(5)：148-152.
ZHANG Penghe, ZHANG Baoliang, CHEN Siyu. Study on the life prediction method of smart meters for operation based on stratified sampling[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2019, 56(5): 148-152.

[6] 刘振中. 智能电网建设中智能电能表的计量故障技术分析[J]. 电工技术，2024(增刊 1)：330-332.
LIU Zhenzhong. Analysis of measurement fault technology for intelligent energy meters in the construction of smart grid[J]. Electric Engineering, 2024(Supplement 1): 330-332.

[7] 李更丰，孙少华，别朝红，等. 面向新型电力系统弹性提升的储能优化配置与灵活调度研究综述[J]. 高电压技术，2023，49(10)：4084-4095.
LI Gengfeng, SUN Shaohua, BIE Zhaohong, et al. Review on optimal configuration and flexible scheduling research of energy storage for resilience improvement of new power system[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(10): 4084-4095.

[8] 詹惠瑜，刘科研，盛万兴，等. 有源配电网故障诊断与定位方法综述及展望[J]. 高电压技术，2023，49(2)：660-671.
ZHAN Huiyu, LIU Keyan, SHENG Wanxing, et al. Review and prospects of fault diagnosis and location method in active distribution network[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(2): 660-671.

[9] DAI Y J, XU D, WANG Q, et al. Research on verification error of smart electricity meter based on regression analysis[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2019, 1486: 062009.

[10] 韦先灿，高伟，杨耿杰. 基于改进动态线损估计的智能电表误差估计方法[J]. 电气技术，2022，23(2)：7-12.
WEI Xiancan, GAO Wei, YANG Gengjie. Error estimation method of smart meter based on improved dynamic line loss estimation[J]. Electrical Engineering, 2022, 23(2): 7-12.

[11] 滕永兴，翟术然，卢静雅，等. 基于自适应权重 MOEAD 的台区电能表误差在线预测[J]. 中国测试，2023，49(增刊 1)：225-230.
TENG Yongxing, ZHAI Shuran, LU Jingya, et al. On-line error prediction method for station area power meter based on WA-MOEA/D[J]. China Measurement & Test, 2023, 49(Supplement 1): 225-230.

[12] 王浩，杨鹏，李翀，等. 联合改进 SVR 和渐消记忆递推最小二乘算法的电能表误差评估模型研究[J]. 电力科学与技术学报，2023，38(5)：206-215.
WANG Hao, YANG Peng, LI Chong, et al. Research on error evaluation model of electricity meter combining improved SVR and fading memory recursive least squares algorithm[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2023, 38(5): 206-215.

[13] KONG X Y, ZHANG X P, LI G, et al. An estimation method of smart meter errors based on DREM and DRLS[J]. Energy, 2020, 204: 117774.

[14] 吕玉玲，陈文礼，程瑛颖，等. 基于约束优化模型的智能电表运行误差及日线损率联合估计方法[J]. 电网技术，2025，49(3)：1257-1265.
LÜ Yuling, CHEN Wenli, CHENG Yingying, et al. The joint estimation method of smart meter measurement error and daily line loss rate based on constrained optimization model[J]. Power System Technology, 2025, 49(3): 1257-1265.

[15] 陈叶，杨正宇，朱梦梦，等. 基于递归神经网络的智能电表运行误差远程估计方法[J]. 电子设计工程，2022，30(23)：71-74，80.
CHEN Ye, YANG Zhengyu, ZHU Mengmeng, et al. Remote estimation method of operation error of smart electricity meter based on recursive neural network[J]. Electronic Design Engineering, 2022, 30(23): 71-74, 80.

[16] 徐焕增，孔政敏，王帅，等. 基于动态线损及 FMRLS 算法的智能电表误差在线评估模型[J]. 中国电机工程学报，2021，41(24)：8349-8357.
XU Huanzeng, KONG Zhengmin, WANG Shuai, et al. Online error evaluation model of smart meter based on dynamic line loss and FMRLS algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(24): 8349-8357.

[17] 王禹霖，张海宁，詹俊男. 基于深度神经网络自学习算法的电能表误差预测[J]. 仪表技术，2026(3)：63-66.
WANG Yulin, ZHANG Haining, ZHAN Junnan. Error prediction of electricity meters based on deep neural network self-learning algorithm[J]. Instrumentation Technology, 2026(3): 63-66.

[18] KONG X Y, MA Y Y, ZHAO X, et al. A recursive least squares method with double-parameter for online estimation of electric meter errors[J]. Energies, 2019, 12(5): 805.

[19] KONG X Y, ZHANG X P, LU N, et al. Online smart meter measurement error estimation based on EKF and LMRLS method[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2021, 12(5): 4269-4279.

[20] 代燕杰，董贤光，刘亚骑，等. 大数据条件下现场运行电能表计量误差估计方法[J]. 哈尔滨理工大学学报，2022，27(5)：97-105.
DAI Yanjie, DONG Xianguang, LIU Yaqi, et al. Measurement error estimation method of field service electricity energy meters under the condition of big data[J]. Journal of Harbin University of Science and Technology, 2022, 27(5): 97-105.

[21] 黄子健，高欣，李保丰，等. 不平衡数据集下基于多粒度近邻图的智能电表故障分类方法[J]. 电网技术，2024，48(3)：1291-1300.
HUANG Zijian, GAO Xin, LI Baofeng, et al. Smart meter fault classification based on multigrain neighbor graph under imbalanced dataset[J]. Power System Technology, 2024, 48(3): 1291-1300.

[22] 曹舒，张颖，魏晓莹，等. 一种基于线损迭代的超差智能电能表筛查方法[J]. 电力需求侧管理，2022，24(4)：111-116.
CAO Shu, ZHANG Ying, WEI Xiaoying, et al. Out-of-tolerance smart meter screening based on line loss iteration[J]. Power Demand Side Management, 2022, 24(4): 111-116.

[23] 史鹏博，李蕊，李铭凯，等. 基于决策树和聚类算法的智能电表误差估计与故障检测[J]. 计量学报，2022，43(8)：1089-1094.
SHI Pengbo, LI Rui, LI Mingkai, et al. Error estimation and fault detection of smart meter based on decision tree and clustering algorithm[J]. Acta Metrologica Sinica, 2022, 43(8): 1089-1094.

[24] 国家市场监督管理总局. 电子式交流电能表检定规程：JJG 596—2012[S]. 北京：中国质检出版社，2013.
State Administration for Market Regulation. Verification regulation of electrical meters for measuring alternating-current electrical energy: JJG 596—2012[S]. Beijing, China: China Quality Inspection Press, 2013.

[25] WEN T G, HUANG H T, WANG L, et al. Uncertainty evaluation of a class of online error estimation algorithms for energy meters[C]//2025 IEEE 3rd International Conference on Power Science and Technology (ICPST). Kunming, China: IEEE, 2025: 945-952.

[26] 陈怀艳，曹芸，韩洁. 基于蒙特卡罗法的测量不确定度评定[J]. 电子测量与仪器学报，2011，25(4)：301-308.
CHEN Huaiyan, CAO Yun, HAN Jie. Evaluation of uncertainty in measurement based on a Monte Carlo method[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2011, 25(4): 301-308.

[27] 高红均，郭明浩，刘挺坚，等. 新型电力系统电力电量平衡分析研究综述[J]. 高电压技术，2023，49(7)：2683-2696.
GAO Hongjun, GUO Minghao, LIU Tingjian, et al. Review on electric power and energy balance analysis of new-generation power system[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(7): 2683-2696.



温天歌
2000—，男，硕士生
主要从事电能计量、不确定度评估方面的研究工作
E-mail: wentg@nim.ac.cn

WEN Tiange



黄洪涛(通信作者)
1978−，男，博士，副研究员
主要从事电能计量、电能质量测量、电动汽车充电设施计量方面的研究工作
E-mail: hht@nim.ac.cn

HUANG Hongtao
Ph.D.
Associate professor
Corresponding author

收稿日期 2025-08-01 修回日期 2025-10-09 编辑 陈 蔓