

1-15-2024

Research on error evaluation model of electricity meter combining improved SVR and fading memory recursive least squares algorithm

Hao WANG

State Grid Hebei Electric Power Company Marketing Service Center, Shijiazhuang 050000, China

Peng YANG

State Grid Hebei Electric Power Company, Shijiazhuang 050000, China

Chong LI

State Grid Hebei Electric Power Company Marketing Service Center, Shijiazhuang 050000, China,
chunglee3181@126.com

Hongtao SHEN

State Grid Hebei Electric Power Company Marketing Service Center, Shijiazhuang 050000, China

Qiang XUE

School of Electrical and Electronic Engineering, Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang 050000, China

See how this page fits into the whole work at <https://jepst.researchcommons.org/journal>

Recommended Citation

WANG, Hao; YANG, Peng; LI, Chong; SHEN, Hongtao; XUE, Qiang; and LI, Qian (2024) "Research on error evaluation model of electricity meter combining improved SVR and fading memory recursive least squares algorithm," *Journal of Electric Power Science and Technology*: Vol. 38: Iss. 5, Article 21.

DOI: 10.19781/j.issn.1673-9140.2023.05.021

Available at: <https://jepst.researchcommons.org/journal/vol38/iss5/21>

This Scientific Research is brought to you for free and open access by Journal of Electric Power Science and Technology. It has been accepted for inclusion in Journal of Electric Power Science and Technology by an authorized editor of Journal of Electric Power Science and Technology. For more information, please contact dlxb04@163.com.

Research on error evaluation model of electricity meter combining improved SVR and fading memory recursive least squares algorithm

Authors

Hao WANG, Peng YANG, Chong LI, Hongtao SHEN, Qiang XUE, and Qian LI

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

王浩¹, 杨鹏², 李翀¹, 申洪涛¹, 薛强³, 李倩¹

(1. 国网河北省电力有限公司营销服务中心, 河北 石家庄 050000; 2. 国网河北省电力有限公司, 河北 石家庄 050000;
3. 石家庄铁道大学电气与电子工程学院, 河北 石家庄 050000)

摘要: 针对电能计量装置运行误差现场检定难度大、定期轮换成本高等问题, 提出一种联合麻雀搜索算法 (SSA)、支持向量回归机 (SVR) 和渐消记忆递推最小二乘算法 (FMRLS) 的电能表误差评估模型。该方法首先利用改进的 K-Means 算法对台区进行分类, 将分类后的样本导入利用 SSA 优化后的 SVR 模型进行训练, 建立台区线损率预测模型; 而后将得到的线损率代入改进的线损模型, 构建电能表误差求解方程, 利用 FMRLS 算法对误差方程进行求解, 对电能表误差进行估计。通过河北省某低压台区样本的数据验证, 该方法可以实现对低压台区线损率的有效预测, 并估计出在运电能表的误差, 为加快推进智能电能表检修策略由定期更换转向状态轮换提供技术保障。

关键词: 智能电能表; 台区线损率; SVR; FMRLS 算法; 误差估计

DOI: 10.19781/j.issn.1673-9140.2023.05.021 中图分类号: TM933 文章编号: 1673-9140(2023)05-0206-10

Research on error evaluation model of electricity meter combining improved SVR and fading memory recursive least squares algorithm

WANG Hao¹, YANG Peng², LI Chong¹, SHEN Hongtao¹, XUE Qiang³, LI Qian¹

(1. State Grid Hebei Electric Power Company Marketing Service Center, Shijiazhuang 050000, China; 2. State Grid Hebei Electric Power Company, Shijiazhuang 050000, China; 3. School of Electrical and Electronic Engineering, Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang 050000, China)

Abstract: Aiming at the problems of on-site verification difficulties and high periodic replacement costs of electricity metering devices, a combined electric meter error assessment model is proposed, which integrates the sparrow search algorithm (SSA), support vector regression (SVR), and fading memory recursive least squares algorithm (FMRLS). Firstly, this method utilizes an improved K-Means algorithm to classify platform areas, and imports the classified samples into an SVR model optimized by the SSA for training to build a platform area line loss rate prediction model. Then, the obtained line loss rate is taken into the improved line loss model to construct an equation for solving electricity meter errors. The FMRLS algorithm is subsequently used to solve the error equation and estimate electricity meter errors. By validating the data from a sample of low-voltage platform areas in Hebei Province, this method can effectively predict the line loss rate in low-voltage platform areas and estimate the errors in electricity meters during operation. This provides technical support

收稿日期: 2022-11-09; 修回日期: 2023-04-27

基金项目: 国家自然科学基金 (11872253); 国网河北省电力公司科技项目 (kj2021-056)

通信作者: 李翀 (1982—), 男, 硕士, 高级工程师, 主要从事电力营销资产管理与营销大数据分析方面的工作; E-mail: chunglee3181@126.com

for accelerating the transition of the smart electricity meter maintenance strategy from regular replacement to state rotation.

Key words: smart electricity meter; platform area line loss rate; SVR algorithm; FMRLS algorithm; error estimation

可持续发展战略已成为中国的核心发展理念,新能源和清洁能源的发展是大势所趋^[1-3]。新能源发电具有间歇性和双向性的特点^[4],对电能计量设备的准确性提出了更高的要求。据统计,在中国,电网规模不断扩大,已有超过5亿块电能表投入运行^[5-6]。目前,现有的电能表校验模式工作强度较高,经验不足的检修人员难以直接判断电能表超差原因^[7]。国网公司对拆回电能表进行检验后发现,超过使用期限的电能表合格率可以达到98%以上。如果继续采用以前的定期更换策略,将导致智能电表和人力资源的双重浪费。

目前,国网公司普遍采用高级量测架构(advanced metering infrastructure, AMI)来记录在运电表的运行数据。AMI作为新型电网的重要组成部分^[8-10],可以获得关于在运电能表的海量数据,为电能表误差进行分析计算提供便利。然而,随着在运电表产生的数据量增大,大量可以反映智能电表运行状态和运行误差的数据未得到充分利用。因此,有必要通过智能算法对这些海量数据进行分析,利用电能表运行数据估计其运行误差。

在以往的研究中,文献[11-14]直接以智能电表计量误差的远程诊断为目标,将台区物理结构抽象为树形拓扑,并利用能量守恒原理建立台区电能表计量数值、误差、线路损耗和其他损耗之间的数学关系;文献[15]将“水热电气”等计量装置抽象为广义流量表,利用“守恒约定”模型表示台区总表和分表及损耗之间的关系,但其利用牛顿迭代法求解电表误差方程,容易出现病态问题;文献[16]使用混沌原理和粒子群算法对支持向量机(support vector machines, SVM)进行改进,建立了智能电表故障多分类模型,对电能表故障进行准确识别,但未能计算出电表超差的具体数值;文献[17]则采用改进的BP神经网络对低压台区的电能表误差进行直接分析,构建了通过粒子群算法改进的神经网络算法的电能表误差计算模型;文献[18]首先利用改进的模糊C均值聚类算法对用户进行聚类,目的是剔除轻载用户,然后使用限定记忆递推最小二乘算法

估计电能表运行误差。然而,该方法对数据要求较高,误检率较高。

综上所述,传统的K-Means聚类算法存在对高维数据处理效果不佳、K值难以确定等问题,支持向量回归机(support vector regression, SVR)模型的预测精度和收敛能力受核参数影响较大。传统的最小二乘法求解病态方程仍然存在误差求解精准性低、模型普适性差、可靠性低等问题需要解决。

因此,本文提出了一种联合麻雀搜索算法(sparrow search algorithm, SSA)、SVR和渐消记忆递推最小二乘算法(fading memory recursive least squares algorithm, FMRLS)的电能表误差评估模型。首先,针对不同台区数据差异较大的问题,采用改进的K-Means算法对低压台区进行分类。然后,将分类后的样本应用于麻雀算法优化的SVR进行训练,建立台区线损率预测模型。通过分析线损率与总供电量的关系,对经典的台区供电模型进行改进。将预测得到的线损率代入改进的线损模型,建立电能表误差求解方程。接着,利用FMRLS算法对电能表误差进行估计。最后,通过对河北某低压台区实际数据的验证,证明所提出模型的有效性和合理性。

1 基于台区聚类和麻雀算法改进SVR的线损率计算

1.1 线损率计算特征参数选取

实际配电网台区中存在多种理论线损影响因素的电气参数,并且各参数之间往往存在非线性关系。由于本文是针对低压台区的居民用电情况进行分析,为了提高算法运算效率,所以筛选出与台区结构和负载性质相关的电气参数。最终选择:供电半径 X_1 (m)、低压线路长度 X_2 (m)、负载率 X_3 (%)、用电性质比例 X_4 (%)这4种参数作为SVR线损率预测模型的输入,下面对几种参数进行标准化处理:

$$B_{ij} = x_{ij} - \frac{\bar{x}_j}{\sqrt{s_{ij}}} \quad (1)$$

$$\bar{x}_j = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_{ij} \quad (2)$$

$$s_{ij} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_{ij} - \bar{x}_j)^2 \quad (3)$$

式(1)~(3)中, B_{ij} 为标准化结果; x_{ij} 为待标准化参数; \bar{x}_j 为 x_{ij} 的均值; s_{ij} 为 x_{ij} 的方差。

1.2 K-Means 聚类算法

K-Means 聚类算法对大数据聚类有良好的效果, 很适用于本文对不同的台区进行聚类。但是 K-Means 聚类算法的缺点有 2 个^[19], 第一是针对不同的模型, 初始聚类数目 K 的值难以确定, 第二是聚类中心的选取规则并没有具体给出。以上 2 个问题可能在很大程度上会影响聚类结果, 甚至直接导致算法不收敛。为解决 K 值选取问题, 本文借鉴文献^[20]所用方法, 采用计算不同 K 值的轮廓系数 S_i 来确定 K 的取值。不同分类结果总的 S_i 越大, 聚类效果越好。每一个样本 i 的轮廓系数计算公式为

$$S(i) = \frac{p(i) - q(i)}{\max\{q(i), p(i)\}} \quad (4)$$

式中, $q(i)$ 为点 i 到相同分类中其他点的平均间距; $p(i)$ 为点 i 到非相同分类中其他点平均间距的最小值。总的 S_i 是所有样本点 S_i 的均值, 计算为

$$S_i = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N S(i) \quad (5)$$

针对不同台区聚类问题。本文选取了一种与线损率相关的指标 P_E 来进行初始聚类中心的选取^[21], 即:

$$P_E = \sqrt{\sum_{j=1}^m \omega_j (Z_{ij} - Z_{j\min})^2}, i = 1, 2, \dots, N \quad (6)$$

式中, $Z_{j\min} = \min_{i \in [1, N]} Z_{ij}$; ω_j 为台区参数权值, 均取 1; P_E 为样本的电气特征参数向量与标准参数向量的距离。 P_E 与线损率成正相关。根据样本的 P_E 值进行升序排序, 选出每类样本中位置在中间的值作为聚类中心。

1.3 SSA-SVR 预测线损率

在预测之前将聚类后的台区数据进行归一化处理, 这里采用 min-max 标准化处理。通过对原始数据的线性变换, 其结果映射到 $[0, 1]$ 区间:

$$d^* = \frac{d - M_{\min}}{M_{\max} - M_{\min}} \quad (7)$$

式中, d^* 为归一化后的值; M_{\max} 为样本中某一参数的最大值; M_{\min} 为样本中某一参数的最小值。

麻雀搜索算法是一种新颖的种群优化算法, 而且相比于其他的智能算法, 麻雀搜索算法有着迭代次数少、收敛精度高、鲁棒性强等优点。算法将麻雀个体分为发现者、加入者和警戒者。通过不断迭代更新 3 种麻雀个体位置, 可以解决多维度优化问题^[22], 本文利用其对电能表线损率预测模型进行参数寻优。麻雀的搜索算法的模型可以总结如下。

麻雀的初始种群可以假定为

$$C = \begin{bmatrix} c_1^1 & c_1^2 & \dots & c_1^r \\ c_2^1 & c_2^2 & \dots & c_2^r \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_n^1 & c_n^2 & \dots & c_n^r \end{bmatrix} \quad (8)$$

其中, n 为种群数量; r 为变量维度。

发现者位置按照式(9)的规则进行更新:

$$C_{i,d}^{t+1} \begin{cases} C_{i,d}^t \cdot \exp\left(-\frac{i}{\Gamma \cdot i T_{\max}}\right), & R_2 < S_T \\ C_{i,d}^t + Q \cdot O, & R_2 \geq S_T \end{cases} \quad (9)$$

式中, t 为目前迭代次数; T_{\max} 为最大的迭代次数; Γ 、 Q 为随机数, 服从正态分布; $R_2 \in [0, 1]$, $S_T \in [0.5, 1]$, 分别表示警戒值和安全值; O 为全 1 矩阵。

加入者的位置迭代更新策略如下:

$$C_{i,d}^{t+1} \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{C_{\text{worst}} - C_{i,d}^t}{i^2}\right), & i < \frac{N}{2} \\ C_p^t + |C_{i,d}^t - C_p^t| \cdot A^+ \cdot O, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

式中, C_{worst} 为目前搜索区域最差的位置; C_p 为全局最优发现者位置; A 为矩阵, 元素为 1 或 -1, 并且 $A^+ = A^T(AA^T)^{-1}$ 。

警戒者的位置更新策略如下:

$$C_{i,d}^{t+1} \begin{cases} C_{i,d}^{t+1} + \beta \cdot |C_{i,d}^t - C_{\text{best}}^t|, & f_i > f_g \\ C_{i,d}^t + K \cdot \left(\frac{|C_{i,d}^t - C_{\text{worst}}^t|}{(f_i - f_w) + \varphi}\right), & f_i = f_g \end{cases} \quad (11)$$

式中, C_{best} 为全局搜索空间中的最优个体; β 为随机数; K 为 $[-1, 1]$ 上的随机数; φ 为微小的随机常数; f_i 为当前个体的适应度值; f_w 、 f_g 分别为当前最优与最差适应度的值。

SVR 是 SVM 在解决回归问题上的一个重要分支。其基本思想是寻找一个最优函数, 使得所有样

本离该函数的误差最小^[23]。假设样本 $\{(\delta_i, \sigma_i), i=1, 2, \dots, l\}$, $\delta_i(\delta_i \in \mathbb{R}^u)$ 为第 i 个样本的输入, u 为维度。 $\delta_i = [\delta_i^1, \delta_i^2, \dots, \delta_i^u]^T$, $\sigma_i \in \mathbb{R}$ 为对应的输出值。针对于低压台区线损率预测问题,输入变量为上述 4 个与线损率相关的参数,输出为线损率的值。其回归函数为

$$f(\delta) = w\Phi(\delta) + \rho \quad (12)$$

式中, $\Phi(\delta)$ 为映射函数; w 为权重系数; ρ 为阈值。

将 η 作为不敏感损失函数, L 为损失量, 即

$$L(f(\delta), \sigma, \eta) = \begin{cases} 0, & |\sigma - f(\delta)| \leq \eta \\ |\sigma - f(\delta)| - \eta, & |\sigma - f(\delta)| > \eta \end{cases} \quad (13)$$

将松弛变量 ξ_i 和 ξ_i^* 引入目标函数中, 即

$$\begin{aligned} & \min \frac{1}{2} \|w\|^2 + \Lambda \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) \\ & \text{s.t.} \begin{cases} \sigma_i - w\Phi(\delta_i) - \rho \leq \eta + \xi_i, & i = 1, 2, \dots, l \\ -\sigma_i + w\Phi(\delta_i) - \rho \leq \eta + \xi_i^*, & \xi_i \geq 0, \xi_i^* \geq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (14)$$

式中, Λ 为惩罚因子; η 为预测的误差。

引入拉格朗日函数, 将式(14)转换为式(15)的对偶问题, 即

$$\begin{aligned} & \max_{\alpha, \alpha^*} \left[-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*)(\alpha_j - \alpha_j^*) Q(\delta_i, \delta_j) \right. \\ & \quad \left. - \sum_{i=1}^l (\alpha_i + \alpha_i^*) \varepsilon + \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) \sigma_i \right] \\ & \text{s.t.} \begin{cases} \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \\ 0 \leq \alpha_i \leq \Lambda \\ 0 \leq \alpha_i^* \leq \Lambda \end{cases} \end{aligned} \quad (15)$$

式中, $Q(\delta_i, \delta_j) = \Phi(\delta_i) \Phi(\delta_j)$ 为核函数; α 为最优解。将核函数联合约束条件求解方程, 即

$$w^* = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) \Phi(\delta_i) \quad (16)$$

$$\begin{aligned} \rho^* = \frac{1}{N} \left\{ \sum_{0 < \alpha_i < \Lambda} \left[\sigma_i - \sum_{\delta_i \in S_v} (\alpha_i - \alpha_i^*) Q(\delta_i, \delta_j) - \eta \right] + \right. \\ \left. \sum_{0 < \alpha_i < \Lambda} \left[\sigma_i - \sum_{\delta_i \in S_v} (\alpha_i - \alpha_i^*) Q(\delta_i, \delta_j) + \eta \right] \right\} \end{aligned} \quad (17)$$

其中, N 为支持向量个数。

最终得到回归函数为

$$f(\delta) = w^* \Phi(\delta) + \rho^* = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) +$$

$$\Phi(\delta_i) \Phi(\delta) + \rho^* = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) Q(\delta_i, \delta) + \rho^* \quad (18)$$

其中, 核函数参数 γ 和惩罚因子 Λ 对 SVR 模型的性能影响较大。

利用以下 2 种指标来评价 SSA-SVR 的模型性能, 误差越小代表了误差模型精度越高, 评价指标公式如下。

1) 平均绝对误差为

$$M_{AE} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |\hat{\Omega}_i - \Omega_i| \quad (19)$$

2) 平均百分比绝对误差为

$$M_{APE} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \frac{|\hat{\Omega}_i - \Omega_i|}{\hat{\Omega}_i} \quad (20)$$

式(19)、(20)中, $\hat{\Omega}_i$ 为真实值; Ω_i 为估计值; m 为数据长度。

使用 SSA-SVR 对低压台区线损率进行预测的具体步骤如图 1 所示。

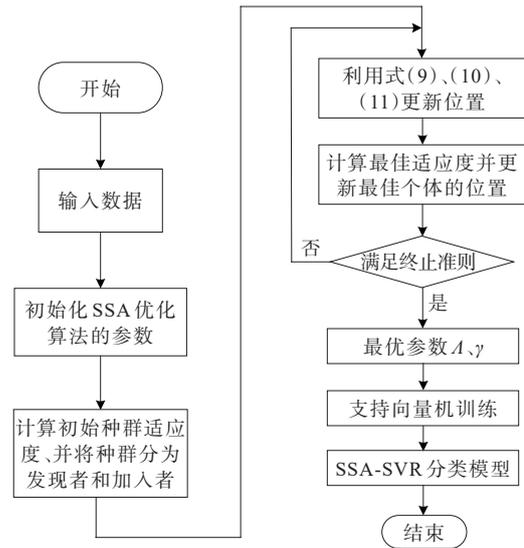


图 1 SSA-SVR 算法流程

Figure 1 SSA-SVR algorithm flow chart

结合改进的 K-Means 算法和麻雀搜索算法优化 SVR 模型预测台区线损率的步骤如下:

- 1) 选取和台区线损率相关的参数, 并进行数据预处理;
- 2) 利用改进的聚类算法对低压台区样本进行分类;
- 3) 利用麻雀算法优化的 SVR 模型预测台区线

损率;

4) 根据评价指标,对模型的性能进行分析。

2 电能表误差求解模型

2.1 低压台区树状电能计量模型

一个典型的配电台区拓扑包括一个总表Z和P个分表。总表是基准表,默认其计量值是准确的,用来计量某时段内台区内的总电量。分表与每个负载相连接,记录各个负载的用电情况,其拓扑结构为图2所示的树形拓扑。

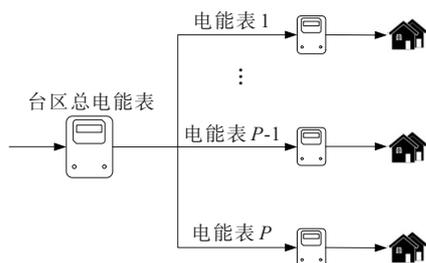


图2 台区线路结构

Figure 2 Circuit structure of platform area

能量守恒定律推导可知,总表Z用电量等于同一台区中各个分表用电量加上损耗之和,损耗包括总表自身损耗、线路损耗、分表固定损耗等。根据台区用电量的总分数学关系,可得:

$$y(i) = \sum_{j=1}^P \phi_j(i)(1 - e_j(i)) + e_y(i)y(i) + e_0(i) \quad (21)$$

式中, $\phi_j(i)$ 为在周期*i*内负荷分表*j*的消耗电量实际值; $e_j(i)$ 为负荷分表*j*在周期内的误差; $e_y(i)$ 为台区的线损率; $e_0(i)$ 为台区总、分表的固定损耗; $y(i)$ 为总表在周期内的供电量总值。

2.2 误差加权平均值模型

电能表产生的误差主要包括系统误差、量化误差和随机误差。这3类误差会对智能电能表误差求解的准确性带来很大的影响,所以必须通过一定的措施对这些误差进行处理。系统误差可以在智能电能表出厂前对其进行一系列的校正进行消除。消除随机误差的方法有很多,常见的有算术平均值滤波、移动平均值滤波等。取加权平均值是常用的减小运算中随机误差的方法,并且在智能电表误差

计算中起到了很好的效果^[24]。本文利用加权平均模型对原有模型进行改进。

对式(21)中的各项求*N*个周期内的加权平均值,可得:

$$\Delta y(n) = - \sum_{j=1}^P \bar{\phi}_j(n) \epsilon_j + \epsilon_y \bar{y}(n) + \epsilon_0 \quad (22)$$

式(22)可以转化为

$$\frac{\Delta \bar{y}(n)}{\bar{y}(n)} = \frac{\epsilon_0}{\bar{y}(n)} - \sum_{j=1}^P \frac{\bar{\phi}_j(n)}{\bar{y}(n)} \epsilon_j + \epsilon_y \quad (23)$$

其中, ϵ_0 为 $e_0(i)$ 在*N*个计量周期内的平均值。

$$\Delta \bar{y}(n) = \bar{y}(n) - \sum_{j=1}^P \bar{\phi}_j(n) \quad (24)$$

$$\epsilon_j = \frac{\sum_{i=1}^N e_j(i) \phi_j(i)}{\sum_{i=1}^N \phi_j(i)} \quad (25)$$

$$\epsilon_y = \frac{\sum_{i=1}^N e_y(i) y(i)}{\sum_{i=1}^N y(i)} \quad (26)$$

2.3 改进线损模型

据统计,在低压台区电能计量中,线损在整个配电网损耗之中占比接近40%,而且实际的电路线损是随着用电量的不同进行动态浮动的,为了使模型计算更为精确,本文提出前文求解线损率的结果与一种动态线损模型^[25]相结合的方式估计配电网的线损数值。

经过对总供电量、线损电量和线损率的分析可知,线损率与供电量成正比的关系。

$$\frac{e_y(i+1)}{e_y(i)} = \frac{y(i+1)}{y(i)} \quad (27)$$

根据式(27)将式(23)改进为

$$\frac{\Delta \bar{y}(n)}{\bar{y}(n)} = \frac{\bar{\epsilon}_0}{\bar{y}(n)} - \sum_{j=1}^P \frac{\bar{\phi}_j(n)}{\bar{y}(n)} \epsilon_j + \lambda_i \tau_0 \quad (28)$$

式中, τ_0 为上文所述用SSA-SVR算法预测得到的台区线损率,设置为初始线损率。 μ_i 为与 $y(i)$ 对应的线损系数,定义为

$$\mu_i = \frac{\bar{y}(i)}{\bar{y}(1)} \quad (29)$$

式(28)为本文利用的动态线损模型,使电能表误差得计算更为准确。下面简述电能表误差求解

模型,当电能表误差求解模型得数据量积累到 M 个周期时,可以由式(28)获得 $M-N+1$ 个与台区电表误差计算方程,当方程的数量大于未知参数的数量时,就可以通过算法计算各分表的计量误差。误差求解方程为

$$\begin{cases} \frac{\Delta \bar{y}(1)}{\bar{y}(1)} = \frac{\bar{\varepsilon}_0}{\bar{y}(1)} - \sum_{j=1}^P \frac{\bar{\phi}_j(1)}{\bar{y}(1)} \bar{e}_j + \frac{\bar{y}(1)}{\bar{y}(1)} \bar{\tau}_0 \\ \frac{\Delta \bar{y}(2)}{\bar{y}(2)} = \frac{\bar{\varepsilon}_0}{\bar{y}(2)} - \sum_{j=1}^P \frac{\bar{\phi}_j(2)}{\bar{y}(2)} \bar{e}_j + \frac{\bar{y}(2)}{\bar{y}(1)} \bar{\tau}_0 \\ \vdots \\ \frac{\Delta \bar{y}(n)}{\bar{y}(n)} = \frac{\bar{\varepsilon}_0}{\bar{y}(n)} - \sum_{j=1}^P \frac{\bar{\phi}_j(n)}{\bar{y}(n)} \bar{e}_j + \frac{\bar{y}(n)}{\bar{y}(1)} \bar{\tau}_0 \end{cases} \quad (30)$$

2.4 基于 FMRLS 算法求解误差

最小二乘算法在参数辨识领域有着广泛的应用^[26-27],对于一般的系统:

$$V_m = H_i \theta \quad (31)$$

式中, V_m 为 m 维输出; H_i 为输入。

$$\hat{\theta} = (H_m^T H_m)^{-1} H_m^T V_m \quad (32)$$

随着电能表运行数据增多,矩阵维度也会逐渐增大,不便于研究。对于一般的递推最小二乘估计法其计算公式为

$$K(k) = \frac{P(k-1)h(k)}{[h^T(k)P(k-1)h(k) + 1]} \quad (33)$$

$$\hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + K(k)[v(k) - h^T(k)\hat{\theta}(k-1)] \quad (34)$$

$$P(k) = [1 - K(k)h^T(k)]P(k-1) \quad (35)$$

式中, $\hat{\theta}(k-1)$ 为前一时刻的参数估计值; $h^T(k)\hat{\theta}(k-1)$ 是对最新数据的预测值; $v(k)$ 为测量值; $v(k) - h^T(k)\hat{\theta}(k-1)$ 为模型的预测误差值。

最小二乘算法可以通过不断的迭代,自动对上一次的结果进行修正,得到新的参数值。但是在运算中往往会出现“数据饱和”现象。FMRLS 相当于对以前的测量数据加上一个遗忘因子 λ , 目的是逐渐地降低旧测量的数据对其当前数据的估计产生的影响,同时它又进一步增强了新的测量数据对电能表误差估计产生的影响。FMRLS 算法的公式为

$$K(k) = \frac{P(k-1)h(k)}{[h^T(k)P(k-1)h(k) + \lambda]} \quad (36)$$

$$\hat{\theta}(k) =$$

$$\hat{\theta}(k-1) + K(k)[v(k) - h^T(k)\hat{\theta}(k-1)] \quad (37)$$

$$P(k) = \frac{1}{\lambda} [1 - K(k)h^T(k)]P(k-1) \quad (38)$$

其中, λ 为遗忘因子,当 λ 取 1 时,式(36)~(38)为基本的最小二乘递推算算法;当 $0 < \lambda < 1$ 时,式(36)~(38)适用于缓变系统的参数求解。经过多次调试,取 λ 为 0.95。

本文利用式(36)~(38)来求解式(30)所示的误差求解方程组。将此前预测的台区线损率作为初始线损率代入式(30)中,收集 AMI 量测体系中的数据,获得足够数量的误差方程。然后,利用 FMRLS 算法求解方程组,并不断修正估计值,解决数据饱和的问题,最后求得电表误差。

3 应用分析

3.1 低压台区数据分类

首先对河北省多个台区的实测数据构建数据集。算例中包含了 600 个低压台区样本,聚类算法的初始聚类中心,根据与线损率相关的指标 P_E 进行选取,因为初始聚类数目未知,令聚类数目增加,最后通过比较不同聚类数目的总轮廓系数 S_i 的大小来确定 K 的取值。经过对 S_i 的分析发现,当 $K=6$ 时,总的 S_i 达到了最大值,因此 K 取 6。将所有台区样本代入 S_i 计算公式,按照不同的 S_i 对数据进行预分类。改进之后的算法选出的 K-Means 初始聚类中心如表 1 所示。利用对台区电能表进行聚类的结果如表 2 所示。

表 1 初始聚类中心

Table 1 Initial cluster center

类别	初始聚类中心				P_E
	$x_1/\%$	x_2/m	x_3/m	$x_4/\%$	
1	81.56	141	774	6.221	2.143
2	79.96	211	1 520	8.194	1.925
3	90.01	193	1 962	7.830	3.121
4	89.91	396	1 732	15.674	3.602
5	96.32	274	1 036	7.423	3.721
6	79.63	603	4 023	11.013	4.631

表2 台区聚类结果

Table 2 Clustering results of platform area

类别	样本数量	类别	样本数量
1	160	4	38
2	290	5	83
3	15	6	14

由表2可知,各类别台区数分别为160、290、15、38、83和14,总共6类一共600个样本。

3.2 SSA-SVR线损率计算

根据上述分类结果,采用SSA-SVR算法对台区样本线损率进行预测,并与实际线损率进行对比,计算预测误差。同时为了验证模型的改进效果,将粒子群算法优化的SVR模型(PSO-SVR)模型和SSA-SVR模型进行性能测试对比,参数设置如表3所示。

表3 预测模型参数表

Table 3 Parameter table of prediction model

算法名称	所需参数设置
PSO-SVR	$N=40$,位置搜索上下界分别为 $[120,1]$ 、 $[1,0.01]$, $T_{\max}=500$, $c_1=c_2=2$, $W=0.7$,速度上下界为 $[-2,2]$
SSA-SVR	$N=40$,位置搜索上下界分别为 $[120,1]$ 、 $[1,0.01]$, $T_{\max}=500$,危险比例10%,发现者比例20%,安全阈值0.8,交叉验证折数 $V=5$

2种算法的迭代收敛曲线如图3所示,可以看出SSA-SVR算法曲线的收敛速度更快,所用的迭代次数相比较于PSO-SVR算法更少。

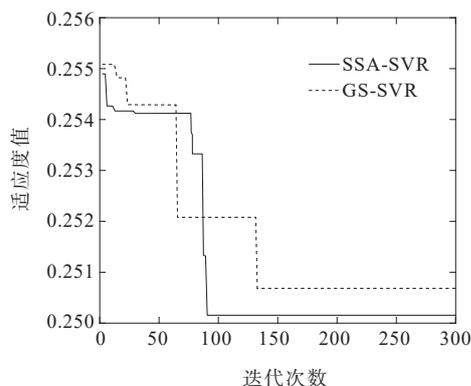


图3 不同算法收敛情况对比

Figure 3 Comparison of convergence situations for different algorithms

利用数据对SSA-SVR算法的性能进行测试,结果如表4所示。

表4 模型性能评价

Table 4 Model performance evaluation

评价指标	$M_{AE}/\%$	$M_{APE}/\%$	运行时间/s
PSO-SVR	9.37	0.584 1	40.78
SSA-SVR	7.32	0.473 2	80.54

由表4可知,SSA-SVR的 M_{APE} 值为0.473 2, PSO-SVR的 M_{APE} 值为0.584 1,在运行时间方面,SSA-SVR要略长于PSO-SVR。这表明SSA-SVR算法在处理线损率预测问题时,准确率相对PSO-SVR有所提升。

3.3 联合模型求解电表误差

本文选取了河北省某试点台区的总表与分表的计量运行数据进行验证。通过计量架构直接获得的实际数据需要经过前期预处理,首先尽量选择数据完整的计量周期,实际运行电流较小的轻载用户会对计算造成影响,要在运算前将其去除,轻载用户的定义为

$$\Theta_i(t) = \frac{I_i(t)}{I_{N,j}} \quad (39)$$

式中, $\Theta_i(t)$ 为待求电表的负载率; $I_i(t)$ 、 $I_{N,j}$ 分别为待求电表在 t 时段内的负载电流和额定电流。本文对于负载率小于0.1的电表进行剔除。

数据采集周期为15 min,模拟台区6个月的运行情况。利用SSA-SVR模型求得基础线损率用为6.79%。将所需数据带入改进的误差求解模型,误差带设置为 $\pm 2\%$ 。与LM算法、限定记忆最小二乘(limited memory recursive least squares, LMRLS)算法进行比较。用平均绝对百分误差(M_{APE})与均方根误差(R_{MSE})作为求解性能的评判依据。

几种算法求解低压台区智能电表误差的详细信息如图4所示,经过对现场数据的收集,已知20号电能表估计相对误差为 -28.50% ,120号为 18.30% 。LM算法判断85、180号电表超差,LMRLS算法判断60、155号电表超差,判断均不够准确。FMRLS算法准确地识别出超差电表。以上计算结果说明,这几种算法在计算电能表运行误差时,本文所采用的FMRLS算法的普适性更高,更适合求解智能电能表的运行误差问题。

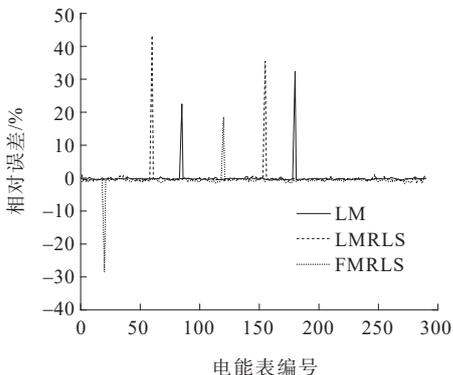


图 4 不同算法对电表误差求解结果对比

Figtur 4 Comparison of error solution results for electricity meters using different algorithms

几种算法对求解电表误差方程的性能如表 5 所示。可知,其余算法的评级指标均大于 FMRLS 算法,所以 FMRLS 算法在求解精度方面要优于 LM 和 LMRLS 算法。

表 5 不同算法 M_{APE} 和 R_{SME} 的值

Table 5 MAPE and RSME values of different algorithms

求解算法	M_{APE}	R_{SME}
LM	10.573 9	0.023 9
LMRLS	8.436 2	0.017 2
FMRLS	3.578 4	0.006 4

本文利用上述模型对多个台区进行了实验,进一步验证模型在实际台区的电表误差估计效果。利用智能电表编号和用电信息,定位超查电表所在位置,并进行进一步核查。发现超差原因有电表老化损坏、窃电、互感器故障、倍率错误等。对无法判断超差原因的电表进行无损拆解,发现其芯片、电源等模块发生故障,并对其进行回收再利用。

4 结语

对在运电表进行误差计算,可快速高效地判断电表的运行状态,为实现电表由定期更换转变成成为状态轮换提供理论支撑,对电网运营具有重要意义。本文首先利用改进的 K-Means 聚类模型把台区归类,解决了台区之间数据差异较大影响计算结果的问题。把 SSA-SVR 模型求得的线损率,和动态线损模型结合起来,构建更接近于实际的误差模

型。在求解误差模型方程时,基于动态线损的 FMRLS 算法的漏判率与误判率更低。本文所提联合算法可以有效识别超差分表,可以为智能电表状态评估,判断用户窃电等领域提供帮助,同时也为低压台区电表的状态轮换做出指导,给电网减小经济负担。

但是,本文所用联合算法的运行时长,算法复杂度还可以进一步优化,有关线损率的特征可以进一步挖掘,使模型预测更准确,而且本文针对低压电表台区进行误差评估,其他情况还需进一步研究。

参考文献:

[1] 郑玉平,吕鹏飞,李斌,等.新型电力系统继电保护面临的问题与解决思路[J].电力系统自动化,2023,47(22):3-15.
ZHENG Yuping, LÜ Pengfei, LI Bin, et al. Problems faced by relay protection in new power system and their solution Ideas[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47 (22):3-15.

[2] 赵东元,胡楠,傅靖,等.提升新能源电力系统灵活性的中国实践及发展路径研究[J].电力系统保护与控制,2020,48(24):1-8.
ZHAO Dongyuan, HU Nan, FU Jing, et al. Research on the practice and road map of enhancing the flexibility of a new generation power system in China[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(24):1-8.

[3] 于三义.浅谈新能源发电技术[J].中国电力教育,2011(15):92-93.
YU Sanyi. Discussion on new energy generation technology [J]. China Electric Power Education, 2011(15):92-93.

[4] 于海波,林繁涛,白静芬,等.新能源发电并网中电能计量问题的研究[J].电测与仪表,2012,49(11):57-60.
YU Haibo, LIN Fantao, BAI Jingfen, et al. Studies on the power metering problem for grid-connected new energy[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2012, 49(11): 57-60.

[5] 杨晶,郭毅.智能电表的技术分析及在电网信息采集中的应用[J].山东工业技术,2018(16):126.
YANG Jing, GUO Yi. Technical analysis of smart meter and its application in power grid information collection[J]. Shandong Industrial Technology, 2018(16):126.

[6] 许司迁.对智能电表与抄核收信息系统的一体化应用的研究[J].科技视界,2018(34):38-40.

- XU Siqian. Research on the integrated application of intelligent electricity meter and the information system of reading, checking and receiving[J]. Science & Technology Vision, 2018(34):38-40.
- [7] 罗凤章,张天宇,王成山,等.基于多状态马尔科夫链的配电设备状态检修策略优化方法研究[J].中国电机工程学报,2020,40(9):2777-2786.
LUO Fengzhang, ZHANG Tianyu, WANG Chengshan, et al. Research on optimization method of condition based maintenance strategy for distribution system equipment based on the multistate Markov chain[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(9):2777-2786.
- [8] 王云静,邢奥岚,曲正伟,等.基于AMI全量测点分区的配电网动态状态估计方法[J].电力自动化设备,2023,43(7):142-150.
WANG Yunjing, XING Aolan, QU Zhengwei, et al. Dynamic state estimation method of distribution network based on partition of AMI total measurement points[J]. Electric Power Automation Equipment, 2023, 43(7):142-150.
- [9] 林佳颖,栾文鹏,余贻鑫,等.AMI量测用于配电网在线状态估计的可信度建模及分析[J].电网技术,2018,42(4):1191-1199.
LIN Jiaying, LUAN Wenpeng, YU Yixin, et al. Credibility modelling and analysis of AMI measurements for on-line distribution state estimation[J]. Power System Technology, 2018, 42(4):1191-1199.
- [10] 李坤,周来,张勇军,等.基于量测数据质量的低压台区拓扑识别结果可信度评价[J].电力系统自动化,2021,45(17):99-107.
LI Kun, ZHOU Lai, ZHANG Yongjun, et al. Credibility evaluation of topology identification results of low-voltage station area based on measurement data quality[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(17):99-107.
- [11] 郭景涛,张韧,金志刚.智能电表集群的自主式误差算法[J].计量学报,2011,32(5):385-391.
GUO Jingtao, ZHANG Ren, JIN Zhigang. Autonomous algorithm for relative error of smart electric energy meter cluster[J]. Acta Metrologica Sinica, 2011, 32(5):385-391.
- [12] BANDIM C J, ALVES J J, PINTO JR A V, et al. Identification of energy theft and tampered meters using a central observer meter: a mathematical approach[C]//2003 IEEE PES Transmission and Distribution Conference and Exposition, Dallas, USA, 2003.
- [13] SEPPA H. Method and system for the calibration of meters [P]. WO 2007/063180, 2007.
- [14] KORHONEN A. Verification of energy meters using automatic meter reading data[D]. Espoo: Aalto University, 2012.
- [15] 郭景涛.面向智能电网AMI的网络计量关键技术与用户用电数据挖掘研究[D].天津:天津大学,2011.
GUO Jingtao. Research on key technology of network measurement and user power consumption data mining for smart grid[D]. Tianjin: Tianjin University, 2011.
- [16] 陈文礼,程瑛颖,舒永生,等.基于改进支持向量机的智能电能表故障多分类方法[J/OL].电测与仪表. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1202.TH.20211130.1259.002.html>.
CHEN Wenli, CHENG Yingying, SHU Yongsheng, et al. Multi-classification method of smart meter fault based on improved support vector machine[J/OL]. Electrical Measurement & Instrumentation, <https://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1202.TH.20211130.1259.002.html>.
- [17] 刘文宇,刘璐,刘馨然,等.基于改进BP神经网络的低压配电台区智能电能表误差状态评估模型[J/OL].电测与仪表. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1202.TH.20220622.1704.010.html>.
LIU Wenyu, LIU Lu, LIU Xinran, et al. Estimation method of operation error of intelligent meter based on particle swarm optimization BP neural network. [J/OL]. Electrical Measurement & Instrumentation, <https://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1202.TH.20220622.1704.010.html>.
- [18] 孔祥玉,马玉莹,李野,等.基于限定记忆递推最小二乘算法的智能电表运行误差远程估计[J].中国电机工程学报,2020,40(7):2143-2151+2394.
KONG Xiangyu, MA Yuying, LI Ye, et al. Remote estimation of smart meter operation error based on limited memory recursive least square algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(7):2143-2151+2394.
- [19] 吴昊天,赵阳,刘子卓,等.基于小波变换的配电变压器差动保护相位补偿方法[J].电力系统保护与控制,2022,50(10):76-83.
WU Haotian, ZHAO Yang, LIU Zizhuo et al. Phase compensation method for differential protection of distribution transformer based on wavelet transform[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(10):76-83.
- [20] 张晓英,史冬雪,张璘,等.基于CPSO-BP神经网络的风电并网暂态电压稳定评估[J].智慧电力,2021,49(10):38-44.
ZHANG Xiaoying, SHI Dongxue, ZHANG Jin, et al. Transient voltage stability assessment of power system

- integrated with wind power based on CPSO-BP neural network[J]. Smart Power, 2021, 49(10):38-44.
- [21] 文福栓, 韩祯祥. 基于分群算法和人工神经网络的配电网线损计算[J]. 中国电机工程学报, 1993, 13(3):41-50. WEN Fushuan, HAN Zhenxiang. The calculation of energy losses in distribution systems based upon a clustering algorithm and an artificial neural network model[J]. Proceeding of the CSEE, 1993, 13(3):41-50.
- [22] 李云鹏, 金旭荣, 张鑫瑞. 基于并行计算的电能计量装置故障诊断技术研究[J]. 电测与仪表, 2022, 59(12):96-102. LI Yunpeng, JIN Xurong, ZHANG Xinrui. Research on fault diagnosis technology of electric energy metering device based on parallel computing[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2022, 59(12):96-102.
- [23] 赵洋, 王瀚墨, 康丽, 等. 基于时间卷积网络的短期电力负荷预测[J]. 电工技术学报, 2022, 37(5):1242-1251. ZHAO Yang, WANG Hanmo, KANG Li, et al. Temporal convolution network-based short-term electrical load forecasting[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(5):1242-1251.
- [24] 裘华东, 王伟峰, 陈昊, 等. 基于AMI数据的计量点异常远程诊断模型研究[J]. 电网技术, 2018, 42(S1):1-6. QIU Huadong, WANG Weifeng, CHEN Hao, et al. Study on remote diagnosis model of anomaly about measurement point based on AMI data[J]. Power System Technology, 2018, 42(S1):1-6.
- [25] 雷明阳, 陈静杰, 欧晓勇, 等. 基于张量分解的智能电表电压数据缺失填补算法[J]. 电网与清洁能源, 2021, 37(12):8-15. LEI Mingyang, CHEN Jingjie, OU Xiaoyong, et al. A missing voltage data imputation algorithm for smart meters based on tensor decomposition[J]. Power System and Clean Energy, 2021, 37(12):8-15.
- [26] 谢文超, 赵延明, 方紫微, 等. 带可变遗忘因子递推最小二乘法的超级电容模组等效模型参数辨识方法[J]. 电工技术学报, 2021, 36(5):996-1005. XIE Wenchao, ZHAO Yanming, FANG Ziwei, et al. Variable forgetting factor recursive least squares based parameter identification method for the equivalent circuit model of the supercapacitor cell module[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(5):996-1005.
- [27] 马勇, 肖焯艳, 丁然, 等. 基于紫外吸收光谱与最小二乘法的SO₂、H₂S与CS₂混合气体定量检测[J]. 高压电器, 2021, 57(3):157-165. MA Yong, XIAO Hanyan, DING Ran, et al. Quantitative detection of SO₂, H₂S and CS₂ gas mixture based on UV absorption spectrometry and least squares algorithm[J]. High Voltage Apparatus, 2021, 57(3):157-165.
- (上接第120页 Continued from page 120)
- [17] WANG Y, TAN K T, PENG X Y, et al. Coordinated control of distributed energy-storage systems for voltage regulation in distribution networks[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2016, 31(3):1132-1141.
- [18] 许健, 刘念, 于雷, 等. 计及重要负荷的工业光伏微电网储能优化配置[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(9):29-37. XU Jian, LIU Nian, YU Lei, et al. Optimal allocation of energy storage system of PV microgrid for industries considering important load[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(9):29-37.
- [19] 杨洪朝, 杨迪, 孟科. 高比例可再生能源渗透下多虚拟电厂多时间尺度协调优化调度[J]. 智慧电力, 2021, 49(2):60-68. YANG Hongzhao, YANG Di, MENG Ke. Multi-time scale coordination optimal scheduling of multiple virtual power plants with high-penetration renewable energy integration [J]. Smart Power, 2021, 49(2):60-68.
- [20] WANG D X, MENG K, GAO X D, et al. Coordinated dispatch of virtual energy storage systems in LV grids for voltage regulation[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14(6):2452-2462.
- [21] JHALA K, NATARAJAN B, PAHWA A. Probabilistic voltage sensitivity analysis (PVSA)—a novel approach to quantify impact of active consumers[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(3):2518-2527.
- [22] ZHANG Z Q, MISHRA Y, DOU C X, et al. Steady-state voltage regulation with reduced photovoltaic power curtailment[J]. IEEE Journal of Photovoltaics, 2020, 10(6):1853-1863.
- [23] 赵熙临, 张大恒, 桂玥, 等. 考虑荷电状态约束的储能参与电网一次调频综合控制策略[J]. 现代电力, 2022, 39(1):95-103. ZHAO Xilin, ZHANG Daheng, GUI Yue, et al. An integrated control strategy for energy storage participating in primary frequency regulation considering state of charge constraint[J]. Modern Electric Power, 2022, 39(1):95-103.