

基于改进梯度下降的低压台区技术线损 优化估计方法研究

方磊¹, 徐俊¹, 赵逸¹, 邢晓帆¹, 茅欢²

(1. 国网江苏省电力有限公司 南京供电分公司, 江苏 南京 210000;

2. 东南大学 电气工程学院, 江苏 南京 210096)

摘要:传统的低压台区技术线损预测方法存在计算相对粗放、需要底层物理拓扑、依赖影响特征数据等问题,近些年已形成一条基于台区电能量守恒原理的技术线损-表计抄差联合估计技术路线,但仍存在模型求解难度大、数据需求周期长等问题。为了实现低压台区技术线损的精准估计,在现有技术线损-表计抄差联合估计路线基础上进一步分析台区每日技术线损与台区供电量之间的关联关系,考虑小电量用户对模型影响很小的特点,对原有模型进行优化,并基于改进梯度下降算法完成台区技术线损的求解。最终以某地区的6 759个台区为案例,应用本方法完成技术线损的计算。和传统算法相比较,所提方法赋值准确率达到98%,计算精度得到明显提升。

关键词:低压台区;梯度下降;动态线损;优化估计方法

中图分类号:TM714.3 **文献标识码:**A **DOI:**10.19457/j.1001-2095.dqcd25613

Research on Optimal Estimation Method of Technical Line Loss in Low Voltage Station Area Based on Improved Gradient Descent

FANG Lei¹, XU Jun¹, ZHAO Yi¹, XING Xiaofan¹, MAO Huan²

(1. Nanjing Power Supply Company, State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Nanjing 210000, Jiangsu, China; 2. School of Electrical Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, Jiangsu, China)

Abstract: The traditional technical line loss prediction method of low voltage station area has some problems, such as relatively extensive calculation, requiring underlying physical topology, and relying on influence characteristic data. In recent years, a technical line loss and meter error joint estimation technical route based on the principle of conservation of electric energy in station area has been formed, but there are still some problems of difficult model solving and long data requirement period. In order to achieve accurate estimation of technical line loss in low voltage station area, the correlation between daily technical line loss and energy supply was further analyzed on the basis of the existing joint estimation route, and the original model was optimized considering those users with small energy consumption have little influence on the model, and the technical line loss was solved based on gradient descending convex optimization algorithm. Finally, 6 759 stations in a certain area were used to calculate the technical line loss. Compared with the traditional algorithm, the assignment accuracy of the proposed method reaches 98%, and is significantly improved.

Key words: low voltage station area; gradient descent (GD); dynamic line loss; optimal estimation method

根据最新的中国电力发展与改革形式分析报告中数据显示,2022年全国发电总量达到8.85万亿kW·h,同比2021年的8.53万亿kW·h增长了3.75%,预计在此基础上2023年全年发电量将

突破9万亿kW·h大关。与此同时,全国线损率水平逐年降低,从2020年的5.62%及2021年的5.26%进一步降低至2022年的4.82%,尽管指标持续向好,但仍与发达国家4%的平均线损率水

基金项目: 国网江苏省电力有限公司新技术研究项目(JS2311490)

作者简介: 方磊(1991—),男,博士,高级工程师,主要研究方向为电能计量、光伏发电、智能车联网及能源互联网技术,

Email: Mrfanglei@foxmail.com

平存在较大差距。其中,低压台区由于其存在接线方式复杂、线路运行状态相对恶劣、用电管理难度大等特点,整体线损电量占整个电网线损电量的40%左右,由此可见,低压台区的降损潜力挖掘对于电网科学管理和节能降损具有非常重要的现实意义。

低压台区降损潜力的挖掘离不开技术线损的精准预测和指导,通过将台区线损分解为技术线损和管理线损两部分,进而剖析各部分线损成因机理,支撑降损策略精准制定。因此低压台区技术线损的精准预测是台区降损潜力挖掘的突破口,也是历来技术研究的难点。目前主流的低压台区技术线损预测方法可分为两类,一类是基于电路原理驱动的传统计算方法,具体包括等值电阻法^[1]、电压损失法^[2]、均方根电流法^[3]及潮流计算法^[4],此类方法均是通过简化台区电路损耗模型,利用公式推导完成技术线损的计算,计算相对粗放,并且潮流算法对于实际台区完整物理网架结构的依赖程度很高,实际台区并不具备相应的条件,因此也更适合高电压等级电网的技术线损计算;另一类是以机器学习^[5-11]、深度学习^[12-14]为代表的纯数据驱动方法,通过拟合台区技术线损和影响特征量之间的关系,并不断尝试具备更高精度和更强性能的算法模型,逐渐丰富完善这一类技术体系,然而此类方法均是以底层的特征筛选为基础,特征的好坏将直接影响到模型学习的质量,在现阶段电网数字化、智能化改革的初期阶段,即便是台区供电半径和线路总长这一类强相关特征数据,多数地区也很难准确提供,因此这也是限制此类方法进一步提升的重要原因。

随着配电网AMI高级量测体系的推广应用,截至2022年12月,全国在网的智能电表数量已超过6.5亿只,可为电网公司提供海量的电能、电压和功率数据,采集周期也从早前的每天大幅提升至15 min级或者5 min级,采集精度达到0.5级。在此基础上,近年来也形成了一条基于台区电能量守恒原理的技术线损-表计抄差联合估计方法^[15-18],通过建立以智能电表采集电量误差与日线损率为变量的线性方程组,应用数据分析和领域知识,迭代求解得到台区每日的技术线损率和智能电表误差,技术线损也更加接近真实值,模型精度也要更优。然而该类方法需要构建一个 $n \times m$ 的庞大维度的方程组(n 为台区用户每天的电量数据, m 为天数),只有当 m 达到 n 的2倍或

者3倍以上时,模型才能得出相对准确的最优解,由此可见,该类方法电量数据的需求周期很长,对于算法和存量历史数据库的要求很高;同时在对模型给定相应简化假设条件时缺少一定原理支撑,一定程度上模糊了模型的适用边界,不利于后续模型实际应用。

文章针对上述问题,在现有台区电能量守恒原理的技术路线基础上,深入分析台区每日技术线损与台区供电量之间的关联关系,并考虑到小电量用户对模型影响很小的特点,对原有模型进行优化,压缩模型数据周期需求。进一步结合优化后模型线性高维超定的求解特点,一方面应用梯度下降不断迭代搜索全局最优解,另一方面在面向区域内规模化台区技术线损快速精准估计的场景需求下,采用自适应优化动态调节学习率改善传统方法收敛慢的问题,最终在保证模型求解精度的同时也提升了算法的可推广实用性。

1 低压台区技术线损经典估计模型

低压台区采集架构由一个总电表和若干个分电表组成,如图1所示,总电表负责采集台区变压器出线侧的供电量、电压和功率等数据,分电表负责采集台区下每个用户的用电量、电压和功率数据。

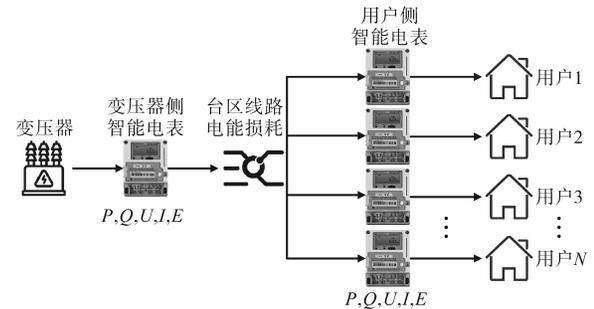


图1 低压台区采集架构

Fig.1 Acquisition architecture of low voltage station area

常规情况下,一个稳定台区的供电量表达式如下式所示:

$$E_0 = E_{LLS} + N \times E_{meter} + \sum_{i=1}^N (\delta_i \times E_i) \quad (1)$$

式中: E_0 为台区总供电量, $\text{kW} \cdot \text{h}$; E_{LLS} 为台区线路上的技术损耗, $\text{kW} \cdot \text{h}$; N 为台区总的用户数量; E_{meter} 为用户电表的固定损耗; i 为台区用户的编号, $i \in [1, N]$; δ_i 为台区用户 i 的表计实际计量值修正系数, $\delta_i = 1$ 表示表计计量正常, $\delta_i < 1$ 表示计量值比实际值偏大, $\delta_i > 1$ 表示计量值比实际值偏小; E_i 为台区用户 i 的日用电量。

根据低压台区线损率等于供电电量差值与供电量比值的定义,可计算台区线损率为

$$sll = \frac{E_0 - \sum_{i=1}^N E_i}{E_0} \times 100\% \quad (2)$$

联立式(1)和式(2)可得:

$$\begin{aligned} sll &= \frac{E_{LLS} + N \times E_{meter} + \sum_{i=1}^N (\delta_i \times E_i) - \sum_{i=1}^N E_i}{E_0} \\ &= \frac{E_{LLS} + N \times E_{meter} + \sum_{i=1}^N [(\delta_i - 1) \times E_i]}{E_0} \\ &= \frac{E_{LLS}}{E_0} + \frac{N \times E_{meter}}{E_0} + \frac{\sum_{i=1}^N [(\delta_i - 1) \times E_i]}{E_0} \quad (3) \end{aligned}$$

从式(3)可以看出,台区统计线损率主要由3部分组成:第1部分 E_{LLS}/E_0 为台区线路上的技术损耗电量占台区整体供电量的占比,这部分即为台区的技术线损,主要反映电流流过实际线路所产生的损耗;第2部分 $N \times E_{meter}/E_0$ 为台区下所有电表自身流过电流产生的损耗;第3部分 $\sum_{i=1}^N [(\delta_i - 1) \times E_i]/E_0$ 为台区下每块表计实际产生电量和计量电量差值的总和,这部分差异可以反映出由于装置异常、窃电等问题导致的电量计量问题。由此可见,第2、第3部分可以综合反映台区电表固定损耗、计量装置异常和窃电等台区管理问题,因此这两部分即为台区的管理线损。

在实际模型求解的过程中,每天的台区统计线损率 sll 、台区日供电量 E_0 、台区用户数量 N 和台区下每个用户的日计量用电量 E_i 可由电网公司用电信息采集系统直接获取,表计的固定损耗 E_{meter} 为 $0.05 \text{ kW} \cdot \text{h}/\text{天}$ 来计,通过获取 m 天的数据,可以得到如下的线性方程组:

$$\begin{cases} sll_1 = \frac{E_{LLS_1}}{E_{0_1}} + \frac{N \times 0.05}{E_{0_1}} + \frac{\sum_{i=1}^N [(\delta_i - 1) \times E_{i_1}]}{E_{0_1}} \\ sll_2 = \frac{E_{LLS_2}}{E_{0_2}} + \frac{N \times 0.05}{E_{0_2}} + \frac{\sum_{i=1}^N [(\delta_i - 1) \times E_{i_2}]}{E_{0_2}} \\ \vdots \\ sll_m = \frac{E_{LLS_m}}{E_{0_m}} + \frac{N \times 0.05}{E_{0_m}} + \frac{\sum_{i=1}^N [(\delta_i - 1) \times E_{i_m}]}{E_{0_m}} \end{cases} \quad (4)$$

式(4)中,每天的台区技术线损 E_{LLS} 和电表的表计实际计量值修正系数 δ_i 为未知量,共计包含 $m+N$ 个未知变量,在这种情况下,未知变量个数 $m+N$ 远高于方程数量 m ,属于欠定方程组,通常有无穷多个解,因此需要通过一定的机理和数据分析对模型进行优化,降低未知量维数,同时增加数据周期数,使得未知量个数小于方程个数再进行求解。

2 低压台区技术线损优化估计模型构建

2.1 台区技术线损-负载率特性分析

台区线损中不可避免的是技术线损部分,参考等值电阻法^[1]对于技术线损模型的处理思路,通过将台区线路和负载抽象为一个等效电阻,台区技术线损即为流经等效电阻的总均方根电流引起的损耗。台区技术线损中电压、功率因数以及等效阻抗相对恒定,而负载的大小以电流 I 体现,此时近似地认为线损率 $LineLossRate$ 与负载 I 呈线性关系:

$$\begin{aligned} LineLossRate &= \frac{P_{Loss}}{P} \times 100\% \\ &= \frac{I^2 \times R_{eq}}{U \times I \times \cos\varphi} \times 100\% \\ &= \frac{R_{eq}}{U \times \cos\varphi} \times I \times 100\% \quad (5) \end{aligned}$$

式中: R_{eq} 为台区的等效阻抗; $P, I, U, \cos\varphi$ 分别为低压台区变压器二次侧功率、电流、电压、功率因数; P_{loss} 为台区线路损耗功率。

但是,当用户侧存在未计量部分 ΔP 时,如表计固有损耗、无表用电或窃电,此时的线损率计算式调整为

$$\begin{aligned} LineLossRate &= \frac{P_{Loss} + \Delta P}{P} \times 100\% \\ &= \left(\frac{R_{eq} \times I}{U \times \cos\varphi} + \frac{\Delta P}{U \times I \times \cos\varphi} \right) \times 100\% \quad (6) \end{aligned}$$

进一步将 ΔP 视为常量,令

$$\begin{cases} \lambda = \frac{R_{eq}}{U \times \cos\varphi} \\ \beta = \frac{\Delta P}{U \times \cos\varphi} \end{cases} \quad (7)$$

把线损率视为负荷总电流“ I ”的函数,可以将线损率计算公式等效成如下的函数:

$$LineLossRate \Leftrightarrow f(x) = \lambda \cdot x + \frac{\beta}{x} \quad (8)$$

上述函数的特性相对明显,在第一象限内是先单调递减、然后单调递增的函数,对其求导,可以获取函数的极值点为

$$\begin{aligned} f'(x) &= \lambda - \beta/x^2 = 0 \\ \Rightarrow x &= \sqrt{\beta/\lambda} \end{aligned} \quad (9)$$

近似的函数图像如图2所示。

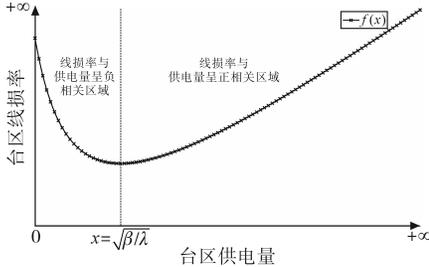


图2 低压台区负载-线损率特性分析

Fig.2 Characteristic analysis of load and line loss ratio

映射至线损计算方面,未被计量的负荷 ΔP 在大用电量时体现不出来,而当负载“ I ”降低,低于极值点 $I_{\text{critical}} = \sqrt{\Delta P/R_{\text{eq}}}$,未计量部分的占比增大,线损率体现与供电量相反的特性。相反,超出此极值点,线损率与台区供电量亦可恢复“正相关”的特性。台区 t 时刻的技术线损率计算如下:

$$\begin{aligned} \eta(t) &= \frac{I(t)^2 \times R_{\text{eq}}}{U(t) \times I(t) \times \cos\varphi(t)} \\ &= \frac{R_{\text{eq}}}{U(t) \times \cos\varphi(t)} \times I(t) \\ &= \frac{R_{\text{eq}}}{[U(t) \times \cos\varphi(t)]^2} \times I(t) \times U(t) \times \cos\varphi(t) \\ &= \frac{R_{\text{eq}}}{[U(t) \times \cos\varphi(t)]^2} \times P(t) \\ &\approx \delta_0 \times P(t) \end{aligned} \quad (10)$$

式中: $U(t)$, $I(t)$, $P(t)$ 分别为台区变压器二次侧 t 时刻断面的电压、电流、功率; δ_0 为台区技术线损率与功率之间的相关系数。

进一步通过对每天96个时刻断面的技术线损率积分可以得出每天的技术线损率为

$$\begin{aligned} \text{LineLossRate} &= \sum_{t=1}^{96} [\delta_0 \times P(t)] \\ &= \delta_0 \times \sum_{t=1}^{96} P(t) = \delta_0 \times E_0 \end{aligned} \quad (11)$$

2.2 低压台区技术线损优化估计模型构建

在2.1节的基础上,通过机理分析出当台区负载 I 超过极值点时,技术线损率与台区供电量可呈现“正相关”的特性。在此基础上,原模型式(3)可优化为

$$sll = \delta_0 \times E_0 + \frac{N \times E_{\text{meter}}}{E_0} + \frac{\sum_{i=1}^N [(\delta_i - 1) \times E_i]}{E_0} \quad (12)$$

同样在实际模型求解的过程中,每天的台区统计线损率 sll 、台区日供电量 E_0 、台区用户数量 N 和台区下每个用户的日计量用电量 E_i 从电网用电信息采集系统直接获取,通过获取 m 天的数据,可以得到如下的线性方程组:

$$\begin{cases} sll_1 = \delta_0 \times E_{0_1} + \frac{N \times 0.05}{E_{0_1}} + \frac{\sum_{i=1}^N [(\delta_i - 1) \times E_{i_1}]}{E_{0_1}} \\ sll_2 = \delta_0 \times E_{0_2} + \frac{N \times 0.05}{E_{0_2}} + \frac{\sum_{i=1}^N [(\delta_i - 1) \times E_{i_2}]}{E_{0_2}} \\ \vdots \\ sll_m = \delta_0 \times E_{0_m} + \frac{N \times 0.05}{E_{0_m}} + \frac{\sum_{i=1}^N [(\delta_i - 1) \times E_{i_m}]}{E_{0_m}} \end{cases} \quad (13)$$

此时在式(13)中, δ_0 和 δ_i 为未知量,共计包含 $1+N$ 个未知变量,方程数量为 m ,只要方程数量 m 高于未知变量个数,即可将式(13)转化为超定方程组,应用数据学方法找到模型的最优解。最终在求得 δ_0 的基础上,通过式(11)即可计算得到台区每天的技术线损率。

同时在实际求解过程中,可将部分日均用电量小于一定阈值的用户定义为小用电量用户,这部分用户的计量电量对于台区线损率的影响很小,因此数据在代入模型前,可直接将这部分用户的 δ_i 赋值为1,即认为其不存在问题,然后对台区少量的用电大户采用式(13)做分析,这样可以显著降低回归方程组的数量,进而也同步缩短模型对于数据周期长度的需求。

3 基于改进梯度下降的模型求解方法

3.1 梯度下降求解方法

梯度下降(gradient descent, GD)^[19-20]算法是一种机器学习领域广泛应用的优化算法,其思想是通过不断迭代计算函数的梯度,判断该点的某一方向和目标之间的距离,最终求得最小的损失函数和相关参数。

在实现过程中,模型对 $\delta_0, \delta_1, \dots, \delta_N$ 和算法终止距离 ε 以及学习率 α 进行初始化,并对应于式

(12),确定模型的损失函数为

$$J(\delta_0, \delta_1, \dots, \delta_N) = \frac{1}{2m} \sum_{j=1}^m [sl_{\delta_j}(E_{0j}, E_{1j}, \dots, E_{Nj}) - sl_{\delta_j}]^2 \quad (14)$$

进一步在损失函数的基础上,对于 δ_i 求取梯度 g_i 如下:

$$g_i = \frac{\partial}{\partial \delta_i} J(\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_N) \quad (15)$$

用步长乘以损失函数的梯度,得到当前位置下降的距离,当确定所有的 δ_i ,梯度下降的距离都小于 ε ,即当前所有的 $\delta_i (i = 1, 2, \dots, N)$ 即为最终结果,否则需要根据下式对所有的 δ_i 进行更新,并不断重复上述步骤。

$$\delta_i = \delta_i - \alpha \times g_i \quad (16)$$

目前梯度下降的基础形式包含3种,分别是批量梯度下降(batch gradient descent, BGD)、随机梯度下降(stochastic gradient descent, SGD)、小批量梯度下降(mini-batch gradient descent, MBGD)。三者之间的主要差异体现在每次迭代中传入损失函数的样本数量不同,从而对模型的精度和迭代速度产生不同的影响。BGD每次迭代都是对所有样本进行计算,精度最高,但是需要不断手动设定学习率,收敛速度很慢;SGD每次迭代都是随机选取一个样本代入计算,训练速度相对于BGD大大加快,但模型精度相对较低;MBGD相对于前两者,在每次迭代中传入固定小批量的样本,其性能也介于BGD和SGD之间。同时,学习率的设定,即每次迭代步长的选择对于模型最终训练效果的好坏至关重要,如果学习率设定过大,计算结果会在迭代中的坐标轴上反复横跳,学习率设置过小又会产生较大的计算量。

考虑到低压台区技术线损模型的求解特点,在面向规模化低压台区技术线损计算的需求场景下,对模型的收敛速度和计算精度均提出了较高的要求。因此本文在BGD的基础上,采用自适应优化动态调节学习率的方式,在保证模型精度的同时能够实现模型更快收敛。动态调整策略根据之前的梯度信息自动调整每个参数的学习率,解决BGD实现过程中需要手动设置学习率的问题,具体如下式所示:

$$\delta_i = \delta_i - \frac{\alpha}{\sqrt{\sum_{j=1}^t g_{i,j}^2}} g_{i,t} \quad (17)$$

式中: $g_{i,t}$ 为在第 t 次迭代中 δ_i 的梯度; $\sum_{j=1}^t g_{i,j}^2$ 为之前的所有迭代中梯度的平方和。

3.2 基于改进梯度下降的台区技术线损优化求解思路

基于改进梯度下降的台区技术线损优化求解思路分析流程如图3所示。

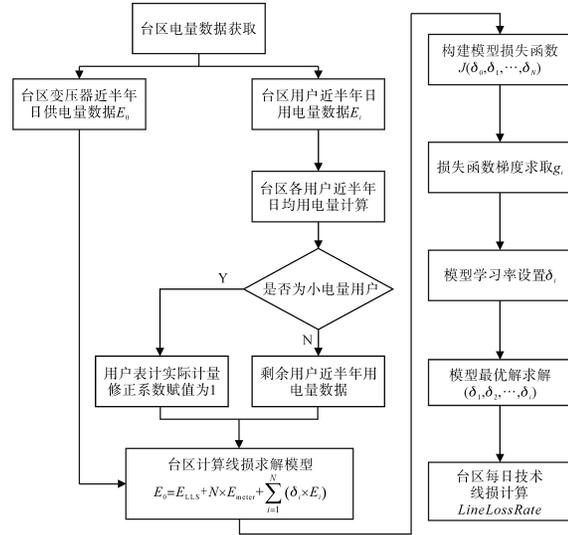


图3 基于改进梯度下降的台区技术线损优化分析流程

Fig.3 Process of line loss optimization analysis based on improved gradient descent

1)台区电量数据获取,具体包含台区变压器近半年的日供电量数据和台区下所有用户近半年每天的用电量数据。

2)小电量用户筛选,根据用户每日用电量数据计算获取该用户的日均用电量数据,进一步结合电网公司对于小电量用户的管理经验确定小电量用户的判别阈值,如果是小电量用户,该用户的电量计量修正系数赋值为1。

3)基于改进梯度下降的台区技术线损优化分析模型构建与求解,将台区内所有用户电量数据代入至模型式(1)中,并根据3.1节求解算法依次构建模型的损失函数、求解损失函数的梯度和设置模型的学习率,最终完成计算,得到模型的最优解。

4)基于最优解中得到的台区技术线损率与功率之间的相关系数 δ_0 ,根据台区变压器每天的供电量数据,根据式(4)完成台区每日技术线损的计算。

4 算例分析

本文首先基于Opendss搭建台区技术线损仿

真验证分析平台,通过仿真模型的构建为算法验证生成样本集,并输入到算法模型中,对比算法模型和仿真模型分别计算得出的技术线损,完成算法模型验证。最终以某地区实际台区技术线损计算为例,以国家电网公司提供的赋值准确率(即该地区每日统计线损率与技术线损率差值在2%以内的台区数量占所有台区数量的比例)作为评价指标分析模型的应用成效。

4.1 仿真模型构建

仿真台区网架结构如图4所示,该台区包含3条分支线路,每条分支线路各带27个用户,台区整体共计81户,且三相用户数量分布均匀。

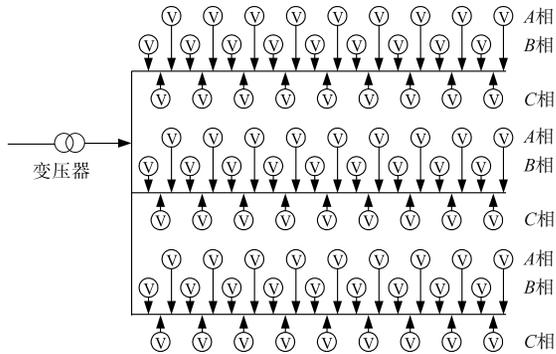


图4 仿真台区拓扑网架

Fig.4 Topology grid of simulation model

线路参数设置如表1所示,同时挑选某实际台区用户的 P, Q 数据离线导入到仿真模型中,按照15 min一个点,进行连续时间的系统仿真建模,计算获取仿真台区连续一年每日的供电量、线损率数据。

表1 台区线路参数选择

Tab.1 Parameters selection of line in station area

使用位置	导体类型	长度选择/ m	电阻率/ ($\Omega \cdot \text{km}^{-1}$)	电抗率/ ($\Omega \cdot \text{km}^{-1}$)
变压器到分支线路	MDTDL-150	100~300	0.244	0.079
分支到用户线路	BV-10	1~3	1.75	0.1

图5所示为仿真台区计算获取的一年供电量分布情况,从中可以看出该台区每日供电量主要分布在 $[150 \text{ kW} \cdot \text{h}, 500 \text{ kW} \cdot \text{h}]$ 之间,平均每户的日用电量在 $[1.85 \text{ kW} \cdot \text{h}, 6.17 \text{ kW} \cdot \text{h}]$ 之间。

图6所示为仿真台区计算获取的一年线损率分布情况,从图中可以看出该台区每日线损率主要分布在 $[0.4, 1]$ 之间,由于仿真台区并未加入窃电、表计失准、计量故障等管理问题,因此这里的线损率就是该仿真台区的技术线损率,可以作为

算法模型验证的基准。

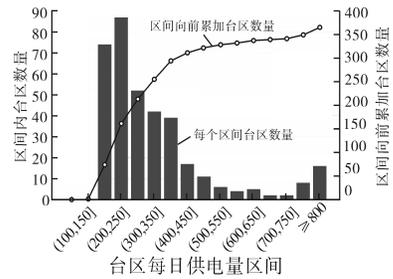


图5 仿真台区不同供电量区间内的台区数量分布

Fig.5 Power supply distribution of simulation station area

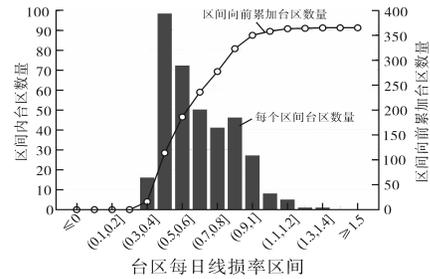


图6 仿真台区不同线损率区间内的台区数量分布

Fig.6 Line loss rate distribution of simulation station area

4.2 算法验证分析

表2所示为算法模型不同的参数设置组合。通过将仿真数据集输入到模型中,根据不同的参数设置组合分别完成模型的求解。

表2 模型参数选择

Tab.2 Parameters selection of algorithm model

序号	全局学习率 α	算法终止距离 ϵ
1	0.02	10^{-8}
2	0.05	10^{-8}
3	0.1	10^{-8}

图7为不同参数组合下,模型计算得到的技术线损和仿真计算得到的技术线损曲线。从图中可以看出,在不同全局学习率的参数设置组合下,整体上均能很好地计算出仿真台区的技术线损,变化趋势也基本吻合。同时聚焦到某一段时间内来看,当全局学习率 $\alpha=0.02$ 时,算法计算出的技术线损更加接近仿真技术线损,随着 α 的逐渐增大,算法计算出的技术线损波动逐渐增大,和仿真技术线损之间的偏差也要相对增大。

最后对比不同参数设置下的模型预测误差和计算速度,模型误差评价指标采用平均相对误差 $MAPE$ 和均方根误差 $RMSE$ 。从表3中可知,当全局学习率 $\alpha=0.02$ 时,模型的平均相对误差和均方根误差均为最小,但计算时间要相对长于另外2组;随着 α 的逐渐增大,模型的误差逐渐增大,计算时长则要相应缩短。

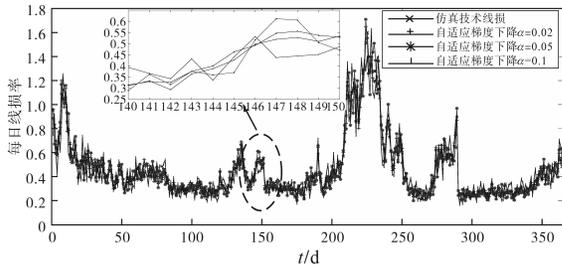


图7 不同全局学习率设置下技术线损结果对比

Fig.7 Comparison of technical line loss under different global learning rate

表3 不同参数设下的模型预测误差和计算时间

Tab.3 Model prediction error and calculation time under different parameter settings

全局学习率 α	MAPE/%	RMSE	计算时间/t/s
0.02	5.116	0.019	5.9
0.05	10.159	0.181	4.3
0.1	15.919	0.286	2.1

4.3 实例应用

抽取某地区6 759个台区2023年7月1日进行试点计算验证。图8为试点台区每日统计线损率与技术线损率差值的分布情况。从图中可以看出,赋值偏差整体分布呈典型的高斯分布特征,超过95%的台区当日统计线损率与技术线损率偏差在(-0.6%, +0.6%)之间,说明模型计算精度良好,对该地区台区降损目标具备指导意义。

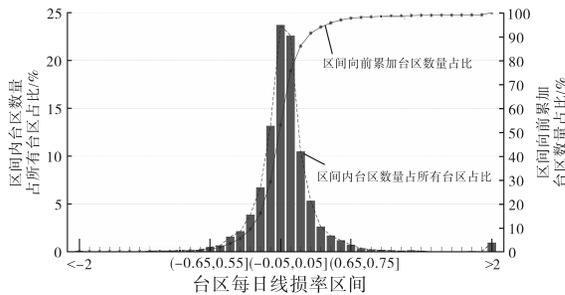


图8 试点台区每日统计线损与技术线损差值分布

Fig.8 Distribution of daily statistical line loss and technical line loss difference in pilot station area

横向对比该地区当前正在使用的电压损失法和基于大数据的技术线损计算方法,3种方法的赋值准确率分别为:电压损失法赋值准确率86%、数据驱动法赋值准确率82%、本文方法的赋值准确率98%,说明基于改进梯度下降的低压台区技术线损优化估计方法在精度上要远优于另外两种方法。

5 结论

本文结合低压台区技术线损形成机理,构建了一种基于改进梯度下降的低压台区技术线损

优化估计模型,并从仿真和实地两方面进行计算验证,得到以下结论:

1)通过算法和仿真技术线损的对比,模型能够准确地计算出低压台区的技术线损率,同时随着模型全局学习率参数 α 的逐渐增大,模型预测误差相对增大,但是模型计算时长会大幅减少。进一步说明在规模化应用的过程中需要平衡好模型精度和求解速度之间的关系,在能够满足一定模型精度要求的同时,可以适当增加模型的全局学习率,提升模型求解速度。

2)在某地区实际应用的6 759个台区,基于改进梯度下降的技术线损优化估计方法赋值准确率达到了98%,大幅高于该地区目前在用的电压损失法和大数据方法。

参考文献

[1] 郭庆伟,黄珊,郭秀娟,等. 等值电阻法在配电网线路线损计算中的应用[J]. 吉林大学学报(信息科学版), 2022, 40(5): 856-861.
 GUO Qingwei, HUANG Shan, GUO Xiujuan, et al. Application of equivalent resistance method in line loss calculation for distribution lines[J]. Journal of Jilin University (Information Science Edition), 2022, 40(5): 856-861.

[2] 胡志强,张曼,程绪敏,等. 改进型电压损失法低压台区理论线损计算[J]. 电子设计工程, 2023, 31(13): 123-127.
 HU Zhiqiang, ZHANG Man, CHENG Xumin, et al. Calculation of theoretical line loss in low-voltage station area by improved voltage loss method[J]. Electronic Design Engineering, 2023, 31(13): 123-127.

[3] 董永乐,张江,张理放,等. 配电网精细化线损检测与分析方法研究[J]. 电气传动, 2022, 52(10): 76-80.
 DONG Yongle, ZHANG Jiang, ZHANG Lifang, et al. Research on refined line loss detection and analysis method of multi source data in distribution network[J]. Electric Drive, 2022, 52(10): 76-80.

[4] 李鑫鹏,王果,李永顺,等. 计及三相不平衡影响的三相三线制含源配电网网损分摊新方法[J/OL]. 电气工程学报: (2023-09-08)[2024-01-19]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/10.1289.TM.20230906.1814.002.html>.
 LI Xinpeng, WANG Guo, LI Yongshun, et al. A new method for loss allocation in three-phase three-wire distribution networks with sources considering the influence of three phase unbalance [J]. Journal of Electrical Engineering: (2023-09-08)[2024-01-19]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/10.1289.TM.20230906.1814.002.html>.

[5] 伍栋文,于艾清,俞林刚,等. 基于ICS-K-means聚类算法和WNN的有源低压台区线损估算方法[J]. 智慧电力, 2022, 50(4): 8-14.

- WU Dongwen, YU Aiqing, YU Lingang, et al. Line loss estimation method based on ICS-K-means clustering algorithm and WNN for transformer district with DGs[J]. Smart Power, 2022, 50(4):8-14.
- [6] 陈伯建, 荀超, 林超群, 等. 基于高斯混合模型的配电网损耗计算分析研究[J]. 电气传动, 2022, 52(18):60-65.
- CHEN Bojian, XUN Chao, LIN Chaoqun, et al. Calculation and analysis of distribution network loss based on gaussian mixture model[J]. Electric Drive, 2022, 52(18):60-65.
- [7] 任艺婧. 基于有限样本集的台区理论线损数据驱动分析方法[D]. 济南: 山东大学, 2022.
- REN Yijing. Data-driven analysis method of theoretical line loss in transformer district based on limited sample set[D]. Jinan: Shandong University, 2022.
- [8] 焦昊, 王海林, 陈锦铭, 等. 基于K-Means聚类和梯度提升树算法的配电网线损计算方法[J]. 自动化与仪器仪表, 2022(10):74-79.
- JIAO Hao, WANG Hailin, CHEN Jinming, et al. Calculation method of distribution network line loss based on improved K-Means clustering and gradient boosting tree algorithm[J]. Automation & Instrumentation, 2022(10):74-79.
- [9] 马倩, 郭江涛, 杨霞, 等. 基于多维信息矩阵和DAM-LSTNet的线损预测方法[J]. 电网技术, 2024, 48(3):1341-1351.
- MA Qian, GUO Jiangtao, YANG Xia, et al. Line loss prediction method based on multi-dimensional information matrix and multi-dimensional attention mechanism-long and short term time series network[J]. Power System Technology, 2024, 48(3):1341-1351.
- [10] 霍晓占, 刘延泉, 周兴华, 等. 基于改进灰色关联分析和Stacking算法的配电网线损预测研究[J/OL]. 华北电力大学学报(自然科学版): (2023-10-18)[2024-01-19]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/13.1212.tm.20231017.0853.002.html>.
- HUO Xiaozhan, LIU Yanquan, ZHOU Xinghua, et al. Research on distribution network line loss prediction based on improved grey relational analysis and Stacking algorithm[J/OL]. Journal of North China Electric Power University (Natural Science Edition): (2023-10-18)[2024-01-19]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/13.1212.tm.20231017.0853.002.html>.
- [11] 王华佳, 曹文君, 张岩, 等. 基于随机森林与内核岭回归的配电网线损在线计算[J]. 南方电网技术, 2023, 17(8):104-112.
- WANG Huajia, CAO Wenjun, ZHANG Yan, et al. Online calculation of distribution network line loss based on RF and KRR[J]. Southern Power System Technology, 2023, 17(8):104-112.
- [12] 刘度度, 任浪, 肖坤, 等. 基于特征选择和机器学习的台区线损计算方法[J]. 电测与仪表, 2024, 61(12):133-143.
- LIU Dudu, REN Lang, XIAO Kun, et al. A line loss calculation method based on feature selection and machine learning algorithm[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2024, 61(12):133-143.
- [13] 生西奎, 付强, 于洋, 等. 基于深度学习GRU网络的配电网理论线损计算方法[J]. 电测与仪表, 2021, 58(3):54-59.
- SHENG Xikui, FU Qiang, YU Yang, et al. Distribution network line loss calculation method based on deep learning GRU network[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2021, 58(3):54-59.
- [14] 尚云飞, 姜明军, 张东平, 等. 基于深度学习的理论线损率计算方法研究[J]. 电测与仪表, 2024, 61(10):33-38, 81.
- SHANG Yunfei, JIANG Mingjun, ZHANG Dongping, et al. Study on theoretical line loss rate calculation method based on deep learning[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2024, 61(10):33-38, 81.
- [15] 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):8349-8358.
- 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):8349-8358.
- [16] 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.
- [17] 杨耿杰, 韦先灿, 高伟. 基于改进动态线损估计法的超差智能电表识别[J]. 电网技术, 2022, 46(9):3662-3671.
- YANG Gengjie, WEI Xiancan, GAO Wei. Error estimation method for smart meters considering sudden misalignment[J]. Power System Technology, 2022, 46(9):3662-3671.
- [18] 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.
- [19] 孙国栋, 张凌云, 张珍睿, 等. 基于梯度下降法的异步电机离线参数辨识方法[J]. 微电机, 2023, 56(11):66-73.
- SUN Guodong, ZHANG Lingyun, ZHANG Zhenrui, et al. Offline parameter identification method of induction motor based on gradient descent method[J]. Micromotors, 2023, 56(11):66-73.
- [20] 王益明, 张雪峰, 高龙将, 等. 基于变增益最速梯度下降法的表贴式永磁同步电机位置修正策略[J]. 电工技术学报, 2024, 39(3):617-627, 671.
- WANG Yiming, ZHANG Xuefeng, GAO Longjiang, et al. Estimated position correction algorithm for surface-mounted permanent magnet synchronous motor based on variable gain steepest gradient[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(3):617-627, 671.

收稿日期:2024-01-19

修改稿日期:2024-04-03