

基于大数据的配电网线损检测与降损改善措施

石刚¹ 张振² 宋强² 牛建鑫¹ 林春梅¹

SHI Gang ZHANG Zhen SONG Qiang NIU Jianxin LIN Chunmei

摘要

在配电网运行过程中,由于设备老化、负荷波动等原因,不可避免地会产生线损,因此提出基于大数据的配电网线损检测与降损改善措施。采用电能表测量配电网的电压、电流、功率等电气量数据,并进行数据清洗处理,基于大数据技术中的K-means算法聚类分析清洗后的电气量数据,挖掘离群点识别出配电网线损,并计算线损率检测配电网线损程度。针对检测结果提出降低配变能耗和合理选择导线截面等配电网降损改善措施。实验结果表明,所设计的方法检测的配电网线损率的平均绝对误差仅0.51%,且降损后配电网线损率平均下降20.36%,验证了方法是有效且正确的。

关键词

大数据;配电网;线损检测;降损;改善措施

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2024.09.030

0 引言

随着全球能源消费结构的不断调整和电力需求的持续增长,作为电力系统重要组成的配电网在我国建设规模与日俱增。在配电网电力传输与分配过程中,受电阻、电感和电容等元器件老化等因素的影响,配电网线损问题突出,传统的线损检测方法往往依赖于人工巡查和经验判断,存在主观性强、效率低、精度差等问题,所以利用先进的技术对配电网线损进行精准检测与计算,成为我国学者当前研究的热点和难点问题。文献[1]中将随机森林和内核岭回归结合在一起,对配电网线损进行在线计算,具有较高的精度和较好的鲁棒性,但这种方法对计算资源要求较高,实际应用中难以保障线损检测的效率;文献[2]中采用多维信息矩阵和DAM-LSTNet对低压配电网中线损进行预测,其准确率较高,但该方法对输入数据的质量要求较高,如果输入数据存在缺陷,将会造成线损预测结果不准确;文献[3]中根据历史负荷数据构建出配电网线损模型,让线损检测可视化,满足配电网精细化线损检测需求,但是配电网线损模型的复杂性较高,实际应用中可能无法全面反映配电网的运行情况,造成线损检测结果存在误差。时至今日,我国电网建设规模不断扩大且用户侧负荷不断增加,导致配电网结构越来越复杂,内部电力设备越来越多,现有方法愈发难以保障线损检测的精度和效率,同时现有方法大多只关注线损检测,缺乏对降损改善的深入研究。因此,针对现有研究成果的不足之处,本文

旨在利用大数据技术实现配电网线损检测与降损改善,为推动我国配电网的健康发展提供技术支持。

1 采集并预处理配电网电气量数据

为实现配电网线损的智能检测,本文以配电网的电气量数据为基础数据^[4],所以本次研究的首要任务是采集配电网的电压、电流、功率等电气量数据,这些参数直接反映了配电网的运行状态和能耗情况。由于配电网电气量数据具有数量大、维度高等特点,为保障数据采集精度与效率,本文采用智能电能表作为数据采集设备。电能表作为我国电力系统中常用的计量仪表,具有高精度、实时性强的优势,将电能表设置在配电网的终端。在配电网运行过程中,电能表通过内置的传感器和测量电路,即可实时测量并记录配电网中的电压、电流等电气量信号,将这些信号转换为可处理的数字信号,通过通信接口统一传输并存储至数据处理中心,以便后续分析处理。但是,在利用电能表采集配电网的电气量数据时,受电能表自身与外界恶劣环境等因素的影响,原始采集数据中存在大量缺失、异常等情况,所以在利用这些电气量数据进行配电网线损检测之前,需要进行数据清洗处理^[5]。针对因设备故障、通信中断等原因造成的数据缺失问题,本文先采用箱线图方法进行缺失值检测,这是一种由最小值、最大值、中位数以及上下四分位数这五个数值点构成的统计图,可以直观呈现配电网电气量数据的分布特征,所以根据数据的离散程度即可确定数据的缺失情况,具体计算公式为:

$$S_i = \begin{cases} X_{([w]-1)}, & \text{当 } w \text{ 不是整数} \\ \frac{1}{2}(X_{([w])} + X_{([w]+1)}), & \text{当 } w \text{ 是整数} \end{cases} \quad (1)$$

1. 甘肃同兴智能科技发展有限责任公司 甘肃兰州 730000

2. 国网甘肃省电力公司 甘肃兰州 730000

其中:

$$W = \frac{i \times n}{4} \quad (2)$$

式中: S_i 表示配电网电气量数据的分位数, 其中 i 为分位数代码, 当 i 为 1 时则对应下四分位数, i 为 2 则对应中位数, i 为 3 则对应上四分位数; $X_{(W+1)}$ 表示配电网电气量数据样本, 其中 W 为分位数 S_i 的位置; n 表示配电网电气量数据样本数量。如果式 (1) 所求四分位数 $S_1 - 1.5 \times D$ 或者 $S_3 + 1.5 \times D$, 其中 D 为四分位距, 那么说明原始配电网电气量数据的变化跨度较大, 此时存在缺失数据, 需要进行填补处理, 这里本文采用平均值法进行缺失值填充, 也就是将缺失数据点所在时间段的相邻数据点的平均值作为缺失数据点的值。然后, 针对那些与大多数数据点的分布模式显著不同的异常数据点, 需要进行异常检测与剔除^[6]。为了检测原始配电网电气量数据的异常值, 本文采用基于统计的算法, 先根据下式分别计算出原始数据点的均值和标准差:

$$\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n X_j \quad (3)$$

$$\zeta = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{j=1}^n (X_j - \bar{X})^2} \quad (4)$$

式中: $\bar{X}$ 表示原始配电网电气量数据的平均值; X_j 表示第 j 个数据点的值; ζ 表示原始配电网电气量数据的标准差。然后根据标准差设定一个合理阈值 γ , 如果每个数据点 X_j 存在 $|X_j - \bar{X}| > \gamma \cdot \zeta$, 那么该数据点 X_j 为异常值, 需要直接剔除。因此, 经过上述步骤的清洗处理, 可以修正原始配电网电气量数据, 为后续的线损检测与降损改善提供更可靠的数据支持。

2 基于大数据分析技术检测配电网线损

基于上述配电网电气量数据, 本文引入大数据分析技术中的 K-means 聚类挖掘算法进行线损识别^[7]。具体来说, 首先根据配电网历史线损数据确定聚类算法的 K 值, 从原始配电网电气量数据集中随机选择 K 个数据点作为初始聚类中心。然后对于每个电气量数据, 分别计算其到 K 个初始聚类中心的距离, 具体表达式为:

$$d(X, X') = \sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - X'_i)^2} \quad (5)$$

式中: $d(X, X')$ 表示配电网电气量数据样本点 X 与初始聚类中心 X' 之间的欧式距离。根据式 (5) 所求欧式距离, 进行样本点的分配, 也就是将各个原始配电网电气量数据点一一分配到距离最近的聚类中心所在类别中。在完成初始聚类划分后, 需要对各个类别的聚类中心进行更新, 也就是计算出各个类别中配电网电气量数据样本点的均值, 以此作为新的聚

类中心。再不断重复上述步骤, 进行新的聚类划分, 直至每个类的聚类中心不再变化, 停止 K-means 聚类算法, 此时根据样本聚类结果, 进行离群点检测。本文主要采用阈值法进行离群点检测, 也就是根据配电网电气量数据的实际情况与特点, 设定一个合理的距离阈值, 如果某个样本点到其所属聚类中心的距离大于该阈值, 那么该样本点视为离群点, 而该离群点往往对应于配电网中的异常线损数据, 如高损耗的线路或设备, 所以本文通过 K-means 聚类分析算法挖掘出离群点后, 即可识别出配电网的实际线损情况, 离群点越多, 说明配电网中的线损情况越严重。最后, 为直观呈现配电网的线损程度, 本文还计算了线损率^[8], 具体计算公式为:

$$\eta = \frac{Q_1 - Q_2}{Q_1} \times 100\% \quad (6)$$

式中: η 表示配电网线损率; Q_1 、 Q_2 分别表示配电网的供电量和售电量。如式 (6) 所示, 线损率反映了配电网在传输和分配电能过程中的效率, 其值越低, 说明电网能量损失越少。总之, 本文采用大数据分析技术中的 K-means 算法对清洗后的电气量数据进行聚类分析和离群点检测, 实现了对配电网线损的精准定位, 并结合线损率计算准确检测出配电网实际线损程度。

3 配电网降损改善措施

针对上述内容所得配电网线损检测结果, 本章将详细探讨降损改善措施。首先, 由于变压器是整个配电网中的关键设备, 其性能直接决定了配电网的运行效率, 所以本文提出降低配变能耗的配电网降损改善措施^[9]。具体来说, 根据配电网实际运行需求, 将配电网中耗能较高的变压器全部替换为耗能较低的变压器, 可以改善配电网电能损耗值为:

$$\Delta\eta_1 = (\eta_2 - \eta_3)t + (\eta_4 - \eta_5)(F_1/F_2)^2 t \quad (7)$$

式中: $\Delta\eta_1$ 表示降低配变能耗措施可以降低的配电网线损值; η_2 、 η_3 分别表示变压器在空载状态下的电能损耗和空载损耗; η_4 、 η_5 分别表示变压器在空载状态的短路损耗和空载短路损耗; F_1/F_2 表示相应的负载率; t 表示变压器年运行小时数。然后, 由于输电线路电能损耗是配电网线损的关键组成, 所以本文提出合理选择导线截面来降低配电网线损的改善措施^[10], 通常截面不同的导线, 其经济电流密度也不同, 所以更换导线截面后, 可以改善配电网的电能损耗值为:

$$\Delta\eta_2 = 3I^2(r_1 - r_2)t \times 10^{-7} \quad (8)$$

式中: $\Delta\eta_2$ 表示合理选择导线截面措施可以降低的配电网线损值; I 表示输电导线每年的平均负荷电流值; r_1 、 r_2 分别表示截面更换前和更换后的导线电阻值。因此, 本文针对配电网线损检测结果, 分别提出了降低配变能耗和合理选择导线截面这两个降损改善措施。

4 实验分析

4.1 线损检测实验

本章将针对基于大数据技术的配电网线损检测方法的有效性进行验证,线损检测结果的准确性是确保降损改善措施得以顺利实施的关键。在本次实验中,以某 10 kV 的低压配电网在典型日内随机 10 个时间整点的全网线损数据作为实验数据,如图 1 所示。

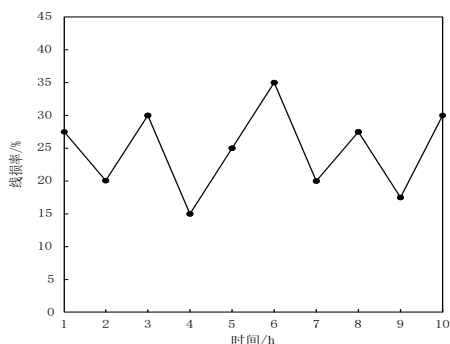


图 1 实验配电网线损率数据

然后,分别采用本文设计方法、文献 [1] 中的方法、文献 [2] 中的方法,对该实验配电网的 10 个时间点线损率数据进行检测,并对比检测结果,如图 2 所示。

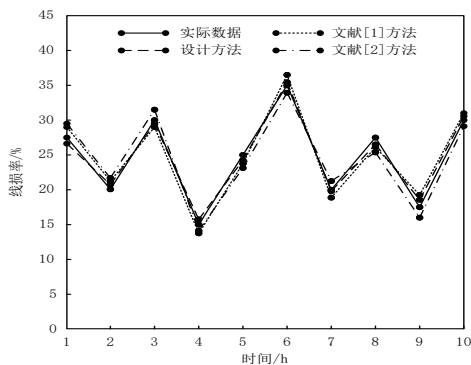


图 2 实验配电网线损率检测结果对比

从图 2 中可以看出,在实验配电网的线损检测中,与文献 [1] 中的方法、文献 [2] 中的方法相比,本文设计方法所得检测结果和实际线损率数据更为接近,说明设计方法的检测精度与稳定性更好。为进一步确认大数据技术的检测优越性,统计各方法下配电网线损率的平均绝对误差值作为检测精度的评估指标,计算公式为:

$$\varepsilon = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |Y_i' - Y_i| \quad (9)$$

式中: ε 表示配电网线损检测结果的平均绝对误差; Y_i 、 Y_i' 分别表示第 i 个时间点的配电网线损率的检测值和实际值; N 表示检测时间点总数量。根据上式,分别计算本文设计方法、文献 [1] 中的方法、文献 [2] 中的方法下,实验配电网线损率检测结果的平均绝对误差分别为 0.51%、1.30%、1.59%,设

计方法表现出更好的检测性能。因此,本文所设计的基于大数据技术的配电网线损检测方法是可行且可靠的,实际线损检测中误差明显更小。

4.2 降损结果分析

根据文中上述内容验证了基于大数据技术的配电网线损检测结果的正确性之后,针对实例 10 kV 低压配电网的线损情况,应用本文设计的降损改善措施进行降损,并在降损完成后,以同样的方法检测该配电网 10 个时间点的线损率数据,具体结果如表 1 所示。

表 1 实验配电网降损前后的线损率数据对比

时间	线损率检测值 /%	
	降损前	降损后
1	26.8	5.7
2	20.5	3.2
3	29.6	3.8
4	15.7	1.5
5	24.5	4.2
6	35.4	7.3
7	19.8	2.7
8	26.9	5.9
9	17.0	2.1
10	30.6	6.8

从表 1 中的数据可以看出,经过本文所提措施的降损改善后,实验配电网的线损率出现大幅降低,各时间点配电网的线损率平均下降了 20.36%。因此,使用本文研究的降损改善措施,可以显著减少配电网线损率,促使配电网更加安全稳定运行。

5 结语

本文利用大数据技术设计一种配电网线损检测方法,并针对检测结果提出相应的降损改善措施。实验结果表明,本文研究的基于大数据的配电网线损检测与降损改善措施具有良好的实际应用效果。尽管本研究在理论分析和实验验证上取得了一定的成果,但仍存在一些不足之处,如数据处理的复杂性、聚类算法优化的局限性等。未来,本文将继续深化研究,探索更多先进的数据分析技术,以提高配电网线损检测的准确性和效率,并深入研究降损措施的优化与实施,为配电网的节能降耗和可持续发展作出更大贡献。

参考文献:

- [1] 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.
- [2] 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.
- [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.

基于数据 AI 分析的电力仪表数据误差分析方法

张晓彤¹ 海钰旋¹ 朱 博¹ 魏 凯² 任启涛¹
ZHANG Xiaotong HAI Yuxuan ZHU Bo WEI Kai REN Qitao

摘 要

仪表数据误差分析是电力仪表数字化管理中必不可少的环节,通过分析仪表数据误差优化电力仪表参数,但现行方法在实际应用中相对偏差较大,并且置信度较低,无法达到预期的分析效果。为此,提出基于数据 AI 分析的电力仪表数据误差分析方法。采用残差法对原始电力仪表数据中的不良数据进行辨识与修复,并对数据归一化,估算电力仪表数据误差不确定度,识别电力仪表异常数据。通过对电力仪表异常数据进行 AI 分析,识别分析电力仪表数据误差值和误差类型,实现基于数据 AI 分析的电力仪表数据误差分析。实验证明,设计方法相对偏差不超过 1%,置信度在 0.96 以上,可以实现对电力仪表数据误差的精准分析。

关键词

数据 AI 分析; 电力仪表数据; 误差分析; 残差法; 归一化; 不确定度

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2024.09.031

0 引言

在当今信息技术日新月异、迅猛发展的时代,数据无疑已经成为推动社会前进的重要引擎。在电力行业中,数据的重要性日益凸显。电力仪表作为监测、控制和管理的核心设备,其采集、传输和处理的数据对于电力系统的稳定运行和

经济效益具有决定性的影响。然而,由于设备性能、环境因素、人为操作等多种因素的影响,电力仪表在数据获取的过程中难免会出现误差。这些误差看似微小,但累积起来却可能对电力系统的决策分析造成巨大的影响,甚至可能引发严重的安全事故。例如,当电力仪表的读数存在误差时,可能会导致电网调度人员做出错误的判断,进而影响到整个电网的稳定运行。此外,电力仪表数据的误差还可能影响到电力市场的交易,给电力企业带来不必要的经济损失。为了解决这一

1. 国网甘肃省电力公司平凉供电公司 甘肃平凉 744000
2. 国网甘肃省电力公司市场营销事业部 甘肃兰州 730000

- [4] 张真, 欧阳森, 杨墨缘, 等. 计及多重不确定因素的柔性互联配电网极限线损计算方法 [J]. 南方电网技术, 2022, 16(12): 88-97.
- [5] 韩平平, 陈思远, 张楠, 等. 考虑分布式光伏的低压台区线损异常辨识方法 [J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(8): 140-148.
- [6] 杨建华, 肖达强, 张伟, 等. 基于改进 RBFNN 的 1000 kV 特高压线损预测 [J]. 中国电力, 2022, 55(5): 122-127+142.
- [7] 孙胜博, 聂东, 陈曦, 等. 基于聚类算法的低压电网分段线损智能识别方法 [J]. 电网与清洁能源, 2022, 38(4): 104-109+116.
- [8] 李晋源, 保富, 胡凯, 等. 基于 Stacking 集成模型的台区线损率预测方法研究 [J]. 电测与仪表, 2023, 60(1): 71-77.
- [9] 罗世刚, 梁琛, 李亚昕, 等. 基于 PI 实时数据库的低压配电网降损辅助决策方法 [J]. 科学技术与工程, 2023, 23(28): 12122-12127.
- [10] 张辰琪, 朱成昊, 李洋, 等. 基于随机模糊潮流的三相不

平衡配电网节能降损方法 [J]. 电力科学与技术学报, 2022, 37(6): 212-218.

【作者简介】

石刚 (1980—), 男, 甘肃酒泉人, 硕士, 副高级工程师, 研究方向: 电气工程。

张振 (1973—), 男, 甘肃天水人, 本科, 副高级工程师, 研究方向: 电气技术。

宋强 (1989—), 通信作者 (email: miecu4115@163.com), 男, 河北唐山人, 本科, 中级工程师, 研究方向: 电气工程及其自动化。

牛建鑫 (1992—), 男, 甘肃张掖人, 本科, 工程师, 研究方向: 车辆工程。

林春梅 (1992—), 女, 山东烟台人, 本科, 中级工程师, 研究方向: 电气系统及自动化。

(收稿日期: 2024-05-28)