

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)

问题,对电力仪表数据误差进行有效的分析和处理显得尤为重要。这不仅能够提高电力系统的运行效率,还能够确保电力市场的公平交易,为电力企业创造更大的经济效益。近年来,随着人工智能技术的不断发展与革新,越来越多的学者和专家开始关注仪表数据误差的智能化分析问题。人工智能技术以其强大的数据处理能力和学习能力,为电力仪表数据误差的分析和处理提供了新的思路和方法。例如,通过利用机器学习算法,可以对电力仪表的历史数据进行训练和学习,从而建立起一套准确的数据预测模型。当新的电力仪表数据产生时,可以利用这个模型对数据的准确性和可靠性进行评估和预测,及时发现并修正可能存在的误差。此外,还有一些学者和专家提出了基于深度学习的电力仪表数据误差分析方法。深度学习技术能够模拟人脑神经网络的工作方式,对复杂的数据进行更深层次的学习和分析。通过利用深度学习算法,可以对电力仪表的数据进行更加精细化的处理和分析,进一步提高数据的准确性和可靠性。

总之,电力仪表数据误差的分析和处理是一个具有重要理论意义和实践价值的问题。随着人工智能技术的不断发展与革新,未来的电力仪表数据误差分析和处理将会更加智能化、精准化,为电力系统的稳定运行和电力市场的公平交易提供更加坚实的保障。

文献[1]针对储罐自动化仪表计量精度,提出了误差在线识别方法,采用数学模型提取数据误差特征,依据特征识别出仪表数据误差。该方法虽然识别速度较快,但是计算量较大,很容易产生偏差。文献[2]提出了能源计量仪表误差分析方法,通过对电能表进行多次测量来评估其误差,但需要较长时间和大量数据支持,且可能受到随机误差和系统误差的影响。虽然现行方法在一定程度上提高了仪表数据管理的智能化与数字化水平,但是仍然存在一些问题与不足,尤其是在电力仪表数据误差分析应用场景中,分析误差与实际误差偏差较大,并且分析结果置信度较低。为此,提出基于数据 AI 分析的电力仪表数据误差分析方法。

1 电力仪表数据预处理

电力仪表数据是基于数据 AI 分析的误差分析的基础,为了获得准确的误差估计结果,应确保量测的电力仪表数据尽可能地减少或消除缺值、空值和坏值等不良数据的影响,同时也要避免过度依赖人工填充和补测的数据,因为这类数据往往带有主观性和不确定性,可能对分析结果造成误导。然而,在实际的电力仪表部署环境中,往往处于复杂的电磁环境,这种环境可能导致数据在传输和采集过程中受到干扰,产生不良数据^[3]。另外,用户用电设备的偶然故障也是不良数据产生的常见原因。为了保证误差分析精度,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,其用公式表示为:

$$a_n(t) = \begin{cases} a_n(t-1), & \text{if } \frac{|a_n(t) - a_n(t-1)|}{a_n(t-1)} \geq 100 \\ a_n(t), & \text{else} \end{cases} \quad (1)$$

式中: $a_n(t)$ 表示第 n 块电力仪表在 t 时刻的数值。在数据预处理过程中,设定阈值或规则来识别并处理不良数据^[4]。针对电力仪表数据误差分析场景,如果当前时刻的电力仪表数据相较于先前时刻的数据发生了显著的、超过100倍的剧烈变化,那么这样的数据被视为不良数据或异常数据,将当前时刻的电力仪表数据恢复到先前时刻的数值,以此来纠正或消除这种异常的波动^[5]。如果当前时刻的电力仪表数据变化幅度并未超过这一设定的阈值,即变化幅度在正常范围内,那么认为该时刻的数据是有效的,并保留下来以供后续使用。

2 电力仪表数据误差不确定度估算

影响电力仪表数据误差的核心要素在于其不确定度,电力仪表不确定度受到多方面因素的制约。其中,检测环境是一个至关重要的方面,它涵盖了温度、压力等变量的波动,这些环境因素的变化会直接影响电力仪表的读数准确性。同时,人为操作中的误差也是不可忽视的因素,无论是操作技巧的不当还是疏忽大意,都可能对计量结果造成显著影响。计量装置的不确定度实际上定义了其数据误差的潜在范围,这一范围决定数据的可靠性。本文设计的电力仪表数据误差分析方法从不确定度的估算入手,为了更具体地分析这一问题,以常用的检定装置启停法为例^[6]。在此方法中,明确被测电力仪表数据范围,根据这些参数,构建一个用于计算电力仪表数据误差不确定度的模型。这一模型综合考虑了各个影响因素,包括电力仪表的运行分辨率,以及它们对不确定度的贡献,利用模型计算出电力仪表数据误差不确定度,其用公式表示为:

$$P = \sqrt{d^2 + f^2 + k^2 + w^2} \quad (2)$$

式中: P 表示电力仪表数据误差不确定度; d 表示电力仪表运行气压分辨率; f 表示电力仪表运行温度分辨率; k 表示电力仪表运行噪声分辨率; w 表示电力仪表运行振动分辨率。根据实际情况设定一个不确定度阈值,将公式(3)计算值与阈值比对,如果小于阈值,则电力仪表数据无误差;如果大于阈值,则电力仪表数据存在误差,将其作为数据 AI 分析输入向量,对电力仪表数据误差识别分析。

3 基于数据 AI 分析的数据误差识别分析

通过对不确定度大于阈值的电力仪表数据的分析,识别

分析数据误差。数据 AI 分析是自动将分析数据样本与海量不同误差类似的数据聚类分析，识别出电力仪表数据误差类型及误差值。考虑到不同类型电力仪表数据量纲不同，数据 AI 分析首先对修复过的电力仪表数据归一化处理，其用公式表示为：

$$x_n(t)=\frac{a_n(t)-a_{n,\min}}{a_{n,\max}-a_{n,\min}}$$

(3)

式中： $x_n(t)$ 表示归一化后的电力仪表数据； $a_{n,\min}$ 、 $a_{n,\max}$ 分别表示电力仪表数据最小值和最大值。通过对电力仪表数据归一化，将数据按比例缩放，使之落入一个小的特定区间，消除不同特征之间的量纲差异，使数据更易于进行比较和分析。将归一化后的电力仪表数据代入数据 AI 分析模型中，计算电力仪表数据误差。电力仪表数据误差包括互感器误差、模拟量输入合并单元误差，其分别用公式表示为：

$$\begin{cases} \varepsilon_1=\frac{KU_2-U_1}{U_1} \\ \varepsilon_2=Sx_n(t)+H_D+N \end{cases}$$

(4)

式中： ε_1 表示电力仪表互感器数据误差； K 表示互感器额定电压； U_2 、 U_1 分别表示互感器一次侧、二次侧实际电压； ε_2 表示电力仪表模拟量输入合并单元误差； S 表示电力仪表模拟量输入期望值； H_D 表示电力仪表 A/D 转换谐波畸变系数； N 表示电力仪表 A/D 转换噪声系数^[7]。基于以上两个误差特征向量，建立电力仪表数据误差 AI 分析模型，其用公式表示为：

$$\varepsilon=\varepsilon_1+\varepsilon_2$$

(5)

式中： ε 表示电力仪表数据误差 AI 分析值。将分析数据样本与海量不同误差类似的数据聚类分析，计算出电力仪表数据误差归属于某个类型误差的相关系数，其用公式表示为：

$$e=\frac{\sqrt{x_n(t)\cup x_n(t)_i}}{x_n(t)\cap x_n(t)_i}$$

(6)

式中： e 表示电力仪表数据误差与参照误差相关系数； $x_n(t)_i$ 表示第 i 类误差在 t 时刻的数值^[8]。相关系数越大，则表示分析误差与参照误差越相似，因此输出相关系数最大的误差类型，以此确定电力仪表数据误差类型和原因，进而完成了基于数据 AI 分析的电力仪表数据误差分析。

4 实验论证

4.1 实验准备与设计

通过实验验证本文提出的基于数据 AI 分析的电力仪表数据误差分析方法的性能，实验数据集来源于某电力公司数据系统中导出的 2021—2022 年电力仪表数据，共 2.62 GB，共计 100 万条，利用本文设计方法对电力仪表数据误差分析，实验流程如图 1 所示。

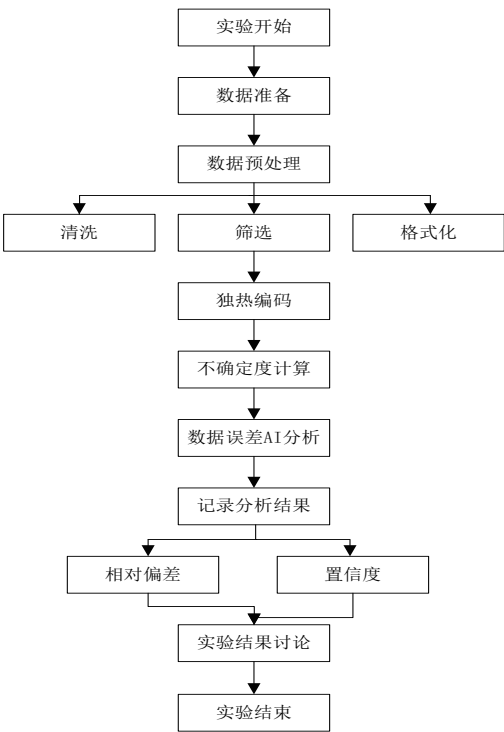


图 1 实验流程图

如图 1 所示，首先对收集到的原始数据进行了精心的预处理，经过一系列的清洗、筛选和格式化操作，从海量数据中提炼出了用于误差分析的数据样本，总计得到了 264 153 条样本数据。进一步对样本数据进行了独热编码（one-hot encoding）处理，将类别变量转换为数据 AI 分析易于理解的格式，经过独热编码后，每个样本都拥有 20 个独特的特征，在此基础上分析电力仪表数据误差。

从表 1 中数据可以看出，分析值与实际值基本相符，为了使本次研究具有一定的学术性与参考性价值，选择文献 [1] 方法与文献 [2] 方法和本文方法对比，对比指标选择相对偏差和置信度，相对偏差和置信度可以表征出电力仪表数据误差分析精度，相对偏差=分析标准差/均方根误差，置信度=与实际值相等的分析值样本数量/分析样本总量。相对偏差越低，置信度越高，则说明电力仪表数据误差分析精度越高。

表 1 电力仪表数据误差分析结果

样本序号	分析值	实际值
1	0.353	0.355
2	0.351	0.352
3	0.512	0.511
4	0.624	0.625
5	0.812	0.815
6	0.001	0.002
7	0.026	0.023
8	0.964	0.968

4.2 实验结果与讨论

表 2、表 3 给出了三种方法在电力仪表数据误差分析场景中的相对偏差与置信度。

表 2 电力仪表数据误差分析相对偏差 /%

样本序号	本文方法	文献 [1] 方法	文献 [2] 方法
1	0.36	10.62	8.26
2	0.24	10.57	9.35
3	0.15	10.36	8.87
4	0.09	10.55	8.96
5	0.06	10.32	8.94
6	0.11	10.25	9.36
7	0.13	10.42	9.58
8	0.05	10.63	9.32

表 3 电力仪表数据误差分析置信度

误差样本数量 / 个	本文方法	文献 [1] 方法	文献 [2] 方法
100	0.98	0.78	0.84
200	0.99	0.79	0.86
300	0.98	0.75	0.85
400	0.97	0.76	0.84
500	0.98	0.75	0.83
600	0.96	0.74	0.83
700	0.98	0.75	0.82
800	0.97	0.76	0.81

对比表 2、表 3 中的数据得出实验结论：设计方法相对偏差不超过 1%，分析值与实际误差值相差无几，而文献 [1] 方法与文献 [2] 方法相对偏差分别超过 10%、8%；设计方法置信度平均值为 0.98，置信水平非常高，比文献 [1] 方法高 0.25%，比文献 [2] 方法高 13%。由此证明，本文设计的方法在精度方面具有绝对的优势，更适用于电力仪表数据误差分析。

5 结语

在电力系统中，电力仪表数据的准确性和可靠性无疑是系统稳定运行的核心保障。它们不仅是电力系统运行状态的直观反映，更是电力系统调度、控制和管理的重要依据。随着电力需求的不断增长和电力系统的日益复杂，对电力仪表数据的准确性和可靠性的要求也越来越高。幸运的是，随着数据分析和人工智能技术的飞速发展，可以借助先进的算法和模型来优化电力仪表数据误差分析方法，从而进一步提升电力系统的性能。通过本文介绍的基于数据 AI 分析的电力仪表数据误差分析方法，可以实现对电力仪表数据的实时监

控、精确分析和有效校正。这不仅提高了数据的准确性和可靠性，还为电力系统的决策支持、故障诊断和性能优化提供了有力支撑。展望未来，随着技术的不断进步和电力行业的不断发展，基于数据 AI 分析的电力仪表数据误差分析方法将会得到更广泛的应用和深入的研究。更多的创新算法和模型将被开发出来，以应对日益复杂的电力系统环境和挑战。同时，电力行业的从业人员应积极学习和掌握这些先进技术，以推动电力行业的持续发展和进步。

参考文献：

[1] 陈永久,陈思,王智慧,等. 储罐自动化仪表计量误差在线识别方法研究 [J]. 化工自动化及仪表,2024,51(3):422-426+437.

[2] 牛巧萍,韩方玲,张莉莉. 能源计量仪表误差分析及改进措施分析 [J]. 现代工业经济和信息化,2024,14(3):264-265+268.

[3] 陈旭. 高精度仪器仪表测量误差补偿算法研究及应用 [J]. 电子元器件与信息技术, 2023,7(12):98-100+106.

[4] 李萍. 基于小波变换的电力测量仪表计量误差校正方法 [J]. 科学技术创新, 2023(26):25-28.

[5] 于霄鹏. 基于人工智能技术的电力测量仪表计量误差校正方法 [J]. 制造业自动化,2022,44(1):96-98+122.

[6] 孙培强,同立民,李卿,等. 数字仪表误差来源分析与非线性误差的改进措施 [J]. 现代电子技术,2023,46(18):53-56.

[7] 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.

[8] 李娜. 基于 RBF 神经网络的自控仪表计量误差校正方法 [J]. 石油化工自动化,2023,59(3):96-99.

【作者简介】

张晓彤（1990—），男，甘肃通渭人，本科，工程师，研究方向：计量采集、台区线损治理。

海钰旋（1998—），女，回族，甘肃平凉人，本科，助理工程师，研究方向：人工智能技术在电力系统中的应用。

朱博（1999—），男，甘肃平凉人，本科，助理工程师，研究方向：电气工程及其自动化。

魏凯（1990—），男，甘肃金昌人，本科，工程师，研究方向：电力系统终端互动调节。

任启涛（1997—），男，甘肃平凉人，本科，助理工程师，研究方向：电力营销。

（收稿日期：2024-06-24）