

适应高比例分布式能源接入的电表接线错误智能识别

黄小奇¹,郑惠哲¹,曾崇立¹,黄朝凯¹,陈建熹¹,张孝顺²

(1. 汕头市供电局,广东 汕头 515041;2. 东北大学 佛山研究生创新学院,广东 佛山 528311)

摘要:随着分布式能源接入,电网负荷特性发生变化,特别是在光伏、风电等可再生能源波动较大的情况下,电网可能出现轻负载现象。针对高比例分布式能源接入导致轻负载和无功过补偿场景下电表接线错误误判问题,提出了一种基于XGBoost的智能识别方法。该方法通过分析轻负载和无功过补偿场景中的电流、功率因数等特征,结合实际采集数据和生成数据建立分类模型,有效区分正常运行状态与接线错误。在验证中,模型通过多种评价指标(包括准确率、精度、召回率和F₁值),在检测接线错误方面表现出98%以上的高准确率,显著减少了误判率。研究表明,该方法能够有效应对由于高比例分布式能源接入导致的复杂电力负荷场景,提供一种高效、可靠的电力系统接线错误智能识别解决方案。

关键词:高比例分布式能源;接线错误识别;智能电表

Intelligent identification of meter wiring errors adapted to high-proportion distributed energy

HUANG Xiaoqi¹, ZHENG Huizhe¹, ZENG Chongli¹, HUANG Zhaokai¹, CHEN Jianxi¹,
ZHANG Xiaoshun²

(1. Shantou Power Supply Bureau, Shantou 515041, China; 2. Foshan Graduate School of Innovation, Northeastern University, Foshan 528311, China)

Abstract: With the integration of distributed energy resources, the load characteristics of power grids have changed. In particular, under conditions where renewable energy sources such as photovoltaic and wind power exhibit large fluctuations, the grid may experience light-load conditions. To address the misjudgment of wiring errors in electric energy meters under scenarios of light load and reactive power overcompensation caused by a high penetration of distributed energy resources, an intelligent identification method based on XGBoost is proposed. By analyzing features such as current and power factor in light-load and reactive power overcompensation scenarios, and by combining actual collected data with generated data to build a classification model, the method effectively distinguishes normal operating states from wiring errors. In validation tests, the model achieved an accuracy of over 98% in detecting wiring errors, as demonstrated by multiple evaluation metrics, including accuracy, precision, recall, and F1-score, significantly reducing the false judgment rate. The results show that this method can effectively handle complex power load scenarios caused by the high penetration of distributed energy resources, providing an efficient and reliable intelligent solution for identifying wiring errors in power systems.

Key words: high-proportion distributed energy; wiring error identification; smart meter

0 引言

随着全球能源转型和可再生能源技术的不断发展,分布式能源作为一种新型的电力生产和消费模式,逐渐在全球范围内得到广泛应用^[1]。传统以集中式发电为主的电力系统,调度和管理相对简单,而分布式能源的接入则显著增加了电网负荷的波动性和复杂性^[2]。这种变化导致电网在某些时段(如白天阳

光充足或夜间风力强劲)出现轻负载现象^[3],此时电表测量的电流、功率因数等参数可能剧烈波动,易被误判为接线错误。例如,在光伏发电量较大而电网负荷较低时,即使电表接线微小偏差也可能被系统误判为错误,从而触发报警并引起不必要的人工干预。此外,在无功功率补偿不合理或电容过度投切的情况下,系统可能出现无功过补偿问题,进一步导致功率因数异常,甚至产生负电流现象。这些现象在接线正确的前提下仍然会被误认为接线错误,不仅影响电表计量准确性,还会对电网运行的稳定性和可靠性构成潜在威胁。因此,针对高比例分布式能源接入下的复杂负荷特性,亟须研究高效、

收稿日期:2026-01-10;修回日期:2026-03-02

基金项目:中国南方电网有限责任公司科技项目(030500 KC23070002(GDKJXM20230935))

智能的电表接线错误识别方法。

为进一步提高电表接线错误的识别效果,相关研究已提出多种检测方法与技术。文献[3]通过理论分析证明了在接线正确的情况下会导致电能表中一相出现负电流的情况;文献[4]以A相电流反接与电压逆相序为例,完成了全过程人工分析;文献[5]提出基于PEC-H3A校验仪的三相四线电表防误接线分析方法,虽然可高效预防误接线,但仍依赖专用仪器辅助人工分析;文献[6]利用来自用电信息采集系统的数据,精准定位窃电行为,从而提高检测效率并减少人工工作量。文献[7]通过现场检验数据并且对互感器的误差进行分析,证明在现场负载为容性负载且在容性临界值 -90° 附近电压互感器和电流互感器的角差不匹配会导致智能电表C相功率因数、有功功率为负值,产生负电流,并非接线错误或其他故障所致。文献[8]通过实时召测数据分析判断得到判断该用户是因无功过补偿而出现C相负电流。在轻负载情况下,由于系统负荷远低于设计值,电力设备可能处于低效运行状态,导致系统功率因数降低,并在特定相位下产生负电流。这种现象容易被误认为是接线错误,尤其是在三相系统中某一相负电流的情况下^[9]。与此同时,过度的无功补偿也可能使某些电表出现负电流现象,例如当无功功率过剩时,系统电压升高,导致功率因数异常,进一步增加了误判接线错误的风险。研究表明,轻负载和无功过补偿下的负电流现象并不一定意味着接线错误,而是由系统负荷的波动性和设备响应特性引发。但是目前还只能通过现场实地调查去通过电容投切、现场分析负载等方法来判断,需要耗费大量的人力和时间成本^[10]。

在分布式能源接入增多、负荷动态性增强的背景下,现有方法多依赖经验和现场验证,难以适应大规模自动识别需求。因此,基于现有研究,提出基于XGBoost的智能识别方法^[11],旨在通过对电力负荷特征的深度分析,特别是在高比例分布式能源接入环境下,准确识别电表接线错误,解决传统方法在复杂电力负荷场景中的局限性。

1 机理分析

三相三线两元件电表应用于中性点绝缘系统的高供高计用户,三相三线电表的功率符号随相位角临界阈值 S_0 变化而翻转;当相位角因运行工况跨过 S_0 阈值时,即会出现“负电流”读数。高比例分布式能源接入后,电网在低负荷时段易产生轻负

载或无功过补偿,正好推动相位角进入该临界区间,从而把正常数据误判为接线错误。

轻负载在新型电力系统场景中是一种常见的现象,其典型表现是系统的实际负荷远低于电力系统的设计负荷或设备的额定容量^[12]。由于轻负载情况下电力系统中的功率因数下降、负电流现象频发出异常数据,这类负荷常常被误判为接线错误。然而,轻负载引发的这些现象本质上与接线错误无关,因此准确识别轻负载情况下的负荷特征并避免误判尤为关键。本文将从多个方面探讨轻负载容易误判接线错误的原因。

容性过补偿是指电力系统中无功功率补偿设备(如电容器组)在提供无功功率时,补偿量超过了实际的无功功率需求,导致系统中的无功功率过剩。这种现象通常发生在负荷较轻或负荷结构中容性负荷比例较大时。过补偿的结果是电压水平升高,系统中出现电流方向反转或功率因数过高等问题。考虑当负载为容性负载或者容性过补偿时的值可能会在 $-90^\circ \sim -60^\circ$ 之间,此时C相功率为负,电表显示C相电流为负,如图1所示。

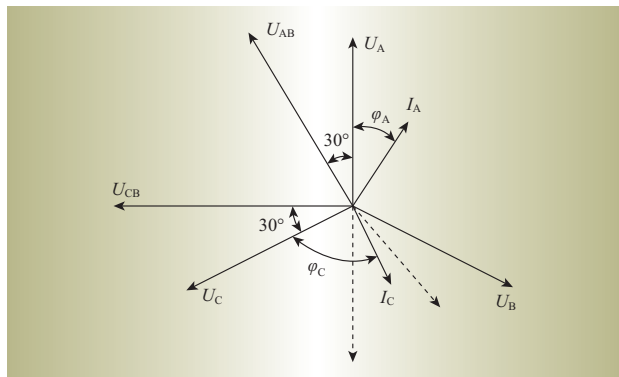


图1 C相负电流向量

Fig. 1 C-phase negative current vector

2 智能错误识别方法

电力系统中的接线错误会影响电表电能的精确计量和使用者的电费计算。为了解决这一问题,本文引入XGBoost模型,利用其在特征处理和分类准确性方面的优势,提高识别效果。接线错误识别属于典型的分类问题,且接线正确与错误之间的数据通常不平衡。正常接线的样本数量往往远多于接线错误样本,而XGBoost擅长处理这类不平衡数据。XGBoost可以通过设置参数来调整样本权重,赋予少数类别样本更高的权重,从而缓解类别不平衡带来的模型偏向问题。接线错误识别涉及多种电气特征量的输入,如电流、电压、相角、功率

等。XGBoost 模型通过自动特征选择,能够有效识别最重要的特征,减少无关或冗余特征的影响。

具体算法实施步骤如下:

(1) 将原始的数据和生成后在轻负载下的数据进行混合打乱。

(2) 划分总的数据库为70%训练集,30%测试集。

(3) 给定模型训练集 $D = \{(x_i, y_i)\}_{i=1}^N$, 其中 x_i 是6个电气特征量, y_i 为接线错误的标签, 目标是通过组合多个决策树的预测值来逼近目标值。在梯度提升中,模型的预测值是逐步迭代构建的

$$\hat{y}_i^{(t)} = \hat{y}_i^{(t-1)} + f_t(x_i) \quad (1)$$

式中: $\hat{y}_i^{(t)}$ 为在第 t 轮迭代中的预测值; $f_t(x_i)$ 为第 t 棵决策树的输出。每棵树的作用是根据上一轮的残差进行修正。

(4) 构造目标函数 XGBoost 的目标函数由两部分组成:损失函数和正则化项。损失函数用于衡量模型的预测误差,正则化项用于控制模型的复杂度,以防止过拟合

$$O_{bj}(\Theta) = \sum_{i=1}^N L(y_i, \hat{y}_i^{(t)}) + \sum_{t=1}^T \Omega(f_t) \quad (2)$$

式中: $L(y_i, \hat{y}_i^{(t)})$ 为损失函数,通常使用平方误差(用于回归)或对数损失(用于分类),用于度量模型在各类接线状态标签上的预测误差; $\Omega(f_t)$ 为正则化项,用于控制模型的复杂度。

对于每棵树,正则化项定义为

$$\Omega(f_t) = \gamma T + \frac{1}{2} \lambda \sum_{j=1}^T w_j^2 \quad (3)$$

式中: T 为树的叶节点数量; w_j 为第 j 个叶节点的权重; γ 和 λ 为超参数,用于控制叶节点的数量和权重大小,该正则项有效抑制因样本不平衡(接线错误样本占比较小)带来的过拟合问题,确保模型对异常电气特征的分类更加稳健。

(5) 为了最小化目标函数,XGBoost使用泰勒展开对损失函数进行二阶近似。使用二阶近似后,XGBoost的目标函数可以写为

$$O_{bj}^{(t)} = \sum_{i=1}^N \left[g_i f_t(x_i) + \frac{1}{2} h_i f_t(x_i)^2 \right] + \Omega(f_t) \quad (4)$$

式中: g_i 为损失函数对第 i 个样本当前预测值的一阶梯度,反映预测误差的变化方向; h_i 为损失函数对该预测值的二阶梯度,用于刻画损失函数的曲率信息。在 XGBoost 中,构建树的过程是通过贪心算法来进行节点的分裂,优先选择对负电流与接线错误具有强区分能力的特征(如相角和功率)进行分裂。假设在第 t 棵树上,决定如何分裂节点时,XGBoost 通过寻找分割特征和分割点来最小化目标函数。

(6) 修改 λ 控制了叶节点的权重大小,使得模型更加稳健,减少了过拟合的可能性。

为了进一步提升 XGBoost 模型的可解释性,采用增益作为 XGBoost 模型的特征重要性计算指标增益表示一个特征在分裂节点上对目标函数提升的平均贡献假设特征 x_i 用于一个节点的分裂,其增益可以定义为

$$G_{ain,j} = \frac{\sum_{i=1}^{N_j} \Delta O_{bj,split}}{N_j} \quad (5)$$

式中: $\Delta O_{bj,split}$ 为特征 x_i 在每个分裂节点上对目标函数提升的增益; N_j 为特征 x_i 被用于分裂的节点数。增益反映了特征对目标函数优化的平均贡献,增益越高,说明该特征对模型性能越重要。对于接线错误识别任务,增益可有效量化电流、电压、相角和功率等特征的作用,为相关分析与工程应用提供依据。

3 样本数据生成

3.1 样本数据范围确定

通过以上的分析可知,在负载处于轻负载的场景中,负载的功率因数会很低,当 φ_A 在 $60^\circ \sim 90^\circ$, A 相的功率会为负,产生负电流;当初负载处于容性过补偿的场景中 φ_C 在 $-90^\circ \sim -60^\circ$ 之间, C 相的功率会为负,从而 C 相产生负电流,但是在实际的生产工况的过程中,负载的功率因数一般是在 90° 范围的临界值附近,在实际场景中 A 相负电流和 C 相负电流的用电信息采集的数据如表 1 所示。由表中功率因数及其对应相角可知,实际场景下功率因数角通

表 1 用电信息采集系统随机采集数据

Table 1 Randomly collected data from the electricity information collection system

电压/V			电流/A			有功功率/kW			总功率因数	总功率因数角	标签
A 相	B 相	C 相	A 相	B 相	C 相	A 相	B 相	C 相			
102.7	0	102.8	0.129	0	0.163	-0.002 1	0	0.013 4	0.458	62.74	A 负
103.1	0	102.9	0.107	0	-0.109	0.007 3	0	-0.003 8	0.180	-79.63	C 负
101.1	0	101.3	0.200	0	-0.190	0.020 0	0	-0.010 0	0.256	-74.63	C 负
102.3	0	102.5	-0.140	0	0.170	-0.000 4	0	0.017 2	0.483	61.12	A 负
102.4	0	102.5	-0.022	0	0.017	-0.000 1	0	0.001 5	0.387	67.23	A 负

常处于相对有限的范围内,一般在超出负功率的临界值 10° 以内。结合文献[7]、文献[8]、文献[10]所记录的实际运行数据,确定了A相产生负电流常见于相角在 $60^\circ\sim 70^\circ$ 区间附近的场景,而C相产生负电流常见于相角在 $-70^\circ\sim -60^\circ$ 之间。为了保证产生的数据至少有负电流的出现,将相角在边界略微偏移 0.1° 。因此生成数据时为更贴近现实使用场景,也在这个范围生成数据,数据的生成范围由式(6)—式(7)确定

$$60.1^\circ < \varphi_A < 70^\circ \quad (6)$$

$$-70^\circ < \varphi_C < -60.1^\circ \quad (7)$$

式中: φ_A 和 φ_C 分别为A相和C相的相位角,在三相平衡的状态下有 $\varphi_A = \varphi_C = \varphi$, φ 其为总功率因数角。

3.2 样本数据生成

根据式(6)—式(7)确定样本数的基本范围之后,可将这些数据纳入现有的三相二元件数据集中。其中现有的三相二元件数据集由6个特征量和一个标签组成,6个特征分别为 φ_A 、 φ_C 、 P_{A-AB} 、 P_{A-CB} 、 P_{C-AB} 、 P_{C-CB} ,其中四个功率见下式

$$P_{A-AB} = U_{AB} I_A \cos(\varphi_{A-AB}) \quad (8)$$

$$P_{A-CB} = U_{CB} I_A \cos(\varphi_{A-CB}) \quad (9)$$

$$P_{C-AB} = U_{AB} I_C \cos(\varphi_{C-AB}) \quad (10)$$

$$P_{C-CB} = U_{CB} I_C \cos(\varphi_{C-CB}) \quad (11)$$

式中: φ_{A-AB} 、 φ_{A-CB} 、 φ_{C-AB} 和 φ_{C-CB} 分别为对应电流和电压之间的相位角,例如 φ_{A-AB} 为 I_A 与 U_{AB} 的相位角。

接线错误的正序和反序可以分为48类,每一类包含100个样本。为了简化分析,将这48类错误标签降维归类为8类,其中一种为正确计量,分类依据如表2所示。通过上述分析得知,轻负载和过补偿条件下,接线错误的误判主要是由于在接线正确的情况下会出现负电流现象。因此,在实际有限的数据采集集中,明确数据范围,并生成更多合理的电流、电压、功率和相角数据显得尤为重要。如图2所示,对三相三线电能表进行建模,其输入是接线方式,输出是电能表在实际使用中能够测量的电气特征量,例如电压、电流、相角和功率等。在合理的相角范围内分别生成100组数据。依据多篇现场计量异常分析相关文献[7]、文献[8]、文献[10]及工程经验,可以假设相电压为100 V,电流为0.2 A(轻负载下电流较低),并在相角范围内生成200个不同的功率因数角。在明确A相与C相分别在 60° 至 70° 和 -70° 至 -60° 区间可能出现负电流的机理基础上,设置相角的边界条件。随后,采用等步长均匀采样的方法,在上述两个相角区间内分别生成100组功率因数角数据。结合设定的轻负载电压(100 V)与电流(0.2 A)进行

功率计算,形成完整的电气特征量样本数据(包括电压、电流、相角、有功功率),以用于训练和测试接线错误识别模型。将这些数据输入到接线正确的电能表模型中,最终得到带电能表输出的各种电气特征量。最后,将这些数据标注为“接线正确-A相负电流”和“接线正确-C相负电流”,与之前的八分类错误标签合并共十类标签,如表4所示,以区别于其他接线错误类型,避免误触发接线错误警告。

表2 八分类错误标签依据

Table 2 The basis for incorrect labels in the eight categories

归并后类别	相序	极性	相别	典型错误描述
0	0	0	0	正确计量
1	0	1	0	仅电流极性反
2	0	0	1	仅电流端子错接
3	0	1	1	极性反+端子错接
4	1	0	0	仅电压相序错
5	1	1	0	相序错+极性反
6	1	0	1	相序错+端子错接
7	1	1	1	相序错+极性反+端子错接

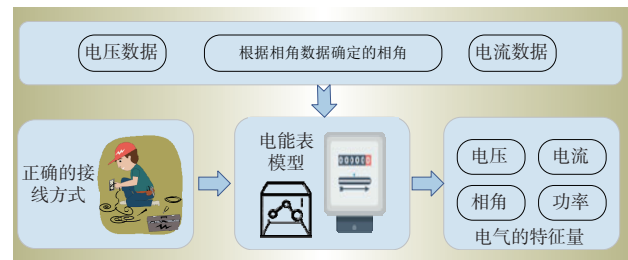


图2 数据生成逻辑

Fig. 2 Data generation logic

4 算例分析

本研究三相三线接线异常识别模型案例包含13 270个样本,数据来源于某供电局内部系统,涵盖常规负荷、低负载、无功过补偿及分布式光伏接入等典型场景,并在配电网测试运行中得到应用验证。模型评估采用了多种评价指标,包括准确率、精度、召回率和 F_1 值等,以全面衡量模型的性能。各指标计算如下

$$A = \frac{T_p + T_n}{T_p + T_n + F_p + F_n} \quad (12)$$

$$C = \frac{T_p}{T_p + F_p} \quad (13)$$

$$R = \frac{T_p}{T_p + F_n} \quad (14)$$

$$F_1 = \frac{2CR}{C+R} \quad (15)$$

式中： A 、 C 和 R 分别为准确率、精度和召回率； F_1 值为精度与召回率的调和平均,用于综合衡量分类模型的整体识别性能； T_p 为真正例,即预测为正类且实际也为正类； T_n 为真负例,即预测为负类且实际也为负类； F_p 为假正例,即预测为正类但实际为负类； F_n 为假负例,即预测为负类但实际为正类。研究还构建了混淆矩阵,帮助识别模型在不同类别上的表现差异,从而为模型优化提供更加详细的依据。

为全面验证提出的XGBoost模型的识别能力,将其与其他典型的机器学习模型进行了性能对比,包括决策树、随机森林与神经网络。在相同样本集和训练条件下,如表3所示,结果表明,XGBoost在所有指标上均取得最优性能,尤其在 F_1 值(反映精确率和召回率的指标,值越大越好)与AUC(衡量模型区分正负样本能力的指标,值越接近1越好)上表现出极强的稳定性和识别能力,进一步验证了其在复杂场景下的实际应用价值。

表3 模型性能评价

Table 3 Model performance evaluation

模型	准确率	精度	召回率	F_1 值	ROC_AUC
决策树	0.631 7	0.624 8	0.631 7	0.593 6	0.885 9
随机森林	0.817 2	0.788 2	0.817 2	0.789 4	0.991 4
神经网络	0.944 6	0.946 9	0.944 6	0.944 6	0.997 2
XGBoost	0.986 7	0.998 0	0.986 8	0.992 4	0.999 2

如图3和表4所示,在轻负载场景中,A相和C相的负电流现象容易被误判为接线错误,这通常是由于系统在低功率因数运行时出现的异常电流。然而,通过XGBoost模型的自动特征选择和参数优化,模型成功区分了负电流引发的正常现象与接线错误,显著减少了误报。这一结果在混淆矩阵中得到了体现:与其他错误类型相比,A相和C相的负电流分类结果准确率较高,显示出模型能够有效处理轻负载下的复杂负荷场景。

通过分析表格中的分类标签,可以看出模型在处理不同错误类型时的表现差异。例如,电压相序错误(类别3)和电流极性反转(类别7)的分类表现相对较好,说明这些类别的特征较为明显,易于模型识别。而涉及电流端子反接(类别8和类别9)的错误分类中,尽管模型总体表现较好,但在某些情况下仍存在误分类。这可能是由于端子反接和其他接线错误在电气特征上有一定的相似性,导致模型在某些边界条件下无法完全区分。但总体来看,在处理复杂场景如轻负载和过补偿时,XGBoost模型展现了卓越的分类能力,不仅能够准确识别正常接线和接线错误,还能有效处理负电流现象。

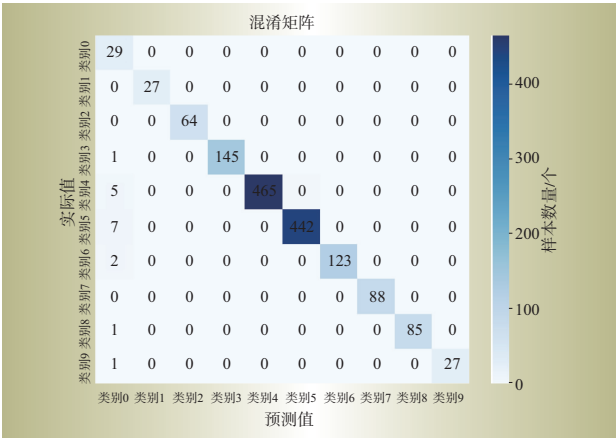


图3 混淆矩阵

Fig. 3 confusion matrix

表4 混淆矩阵对应标签

Table 4 Confusion matrix corresponding labels

类别	标签
类别0	接线正确_A相负电流
类别1	接线正确_C相负电流
类别2	正确计量
类别3	电压相序错
类别4	电压相序错,电流极性反
类别5	电压相序错,电流极性反,电流端子反
类别6	电压相序错,电流端子反
类别7	电流极性反
类别8	电流极性反,电流端子反
类别9	电流端子反

为进一步理解XGBoost模型在处理电表接线错误检测中的作用,对特征重要性展开深入分析。通过可视化分析特征的重要性(以增益为指标),可揭示模型对输入的电气特征的利用情况。如图4,模型中特征的重要性从高到低依次为: ϕ_{i2} 、 ϕ_{i1} 、 P_{C-AB} 、 P_{A-CB} 、 P_{C-CB} 和 P_{A-AB} 。其中,相角特征 ϕ_{i1} 和 ϕ_{i2} 在XGBoost模型中的特征重要性最高,反映了模型在判断接线错误时对相角信息的高度依赖。结合前文中对电气机理的分析可以得知,相角的变化直接反映了电压与电流之间的相位关系,而该相位关系在轻负载或过补偿场景中可能发生异常。整体而言,轻负载下功率因数降低,电流相对电压滞后增大,导致相角增大,当 ϕ_{i1} 或 ϕ_{i2} 在 $60^{\circ}\sim 90^{\circ}$ 之间时,部分元件计算出的功率为负,进而出现负电流现象;同理,过补偿时电流超前, ϕ_{i1} 或 ϕ_{i2} 可能落入 $-90^{\circ}\sim -60^{\circ}$ 区间,也会产生类似现象。尽管这些现象是接线正确的正常工况,但由于其电气表现与接线错误相似,传统方法容易误判。因此,相角作为关键特征,恰恰是反映接线状态与运行负载之间关系的核心物理量。XGBoost模型通过学习 ϕ_{i1} 和 ϕ_{i2} 的数值分布特征,有效地区分了“异常但正确”与“真正错误”的接线情

况,从而提高识别准确性,降低误报率。 P_{C-AB} 和 P_{A-AB} 反映不同相间的有功功率传输情况,重要性处于中等水平,表明其在部分接线错误场景中具有一定区分能力。 P_{C-CB} 和 P_{A-AB} 的重要性相对较低,但在特殊场景下仍可起到辅助识别作用。

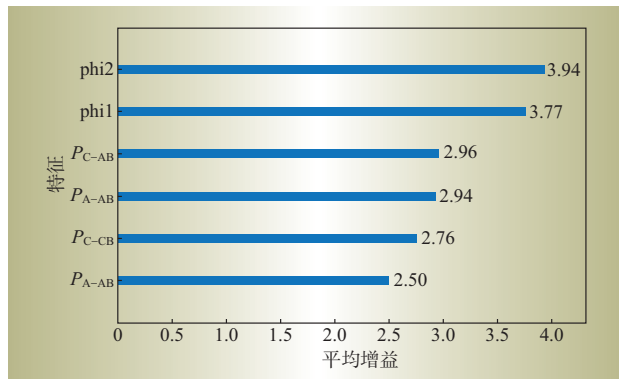


图4 特征重要性

Fig. 4 Feature importance

5 结束语

本文提出了一种基于XGBoost模型的智能识别方法,通过对现场数据的分析和数据再生成,XGBoost模型凭借其对数据不平衡问题的良好处理能力和高效的特征选择功能,在接线错误识别中表现出卓越性能。该模型在轻负载和过补偿场景下的准确率、精度、召回率和 F_1 值上的指标精度均超98%,显著减少了误判率,提升了接线错误检测的可靠性和适用性。进一步的特征重要性分析表明,相角特征对模型分类结果影响最为显著,这不仅验证了模型决策过程与电力系统物理规律的一致性,也为后续特征优化和设备调整提供了依据。D

参考文献:

- [1] WANG X Q, SU H, CAO Q. Analysis and evaluation of high voltage distribution network with access to distributed energy based on power flow calculation [C]. CI-YCEE 2021-IEEE International Conference on Energy Efficiency in Cities, 2021:86-91.
- [2] 高源,刘学智. 基于氢储能的可再生能源系统协同规划方法[J]. 电力需求侧管理,2023,25(1):59-66.
GAO Yuan, LIU Xuezhi. Collaborative planning method for renewable energy systems based on hydrogen energy storage [J]. Power Demand Side Management, 2023, 25(1):59-66.
- [3] 叶友泉,邓聪. 变压器空载时三相三线电能表出现负电流的分析[J]. 黑龙江电力,2018,40(6):541-545.
YE Youquan, DENG Cong. Analysis of negative current in three-phase three-wire energy meters under no-load transformer conditions [J]. Heilongjiang Electric Power, 2018, 40(6):541-545.
- [4] 何程,杨红平,朱贺,等. 一起35 kV专线用户电能计

量装置错误接线的分析与研究[J]. 电工技术,2024(2):146-148.

HE Cheng, YANG Hongping, ZHU He, et al. Analysis and study of incorrect wiring in a 35 kV dedicated line user's energy metering device [J]. Electrical Technology, 2024(2):146-148.

- [5] 李凤莲. 基于PEC-H3A校验仪的三相四线电能表防误接线方法分析[J]. 机电信息,2024(16):12-15.

LI Fenglian. Analysis of miswiring prevention method for three-phase four-wire energy meters based on PEC-H3A calibration instrument [J]. Electromechanical Information, 2024(16):12-15.

- [6] WANG Q, ZHANG M, LI L. Analysis of electricity stealing based on user electricity characteristics of electricity information collection system [J]. Energy Reports, 2022, 8(S4):488-494.

- [7] 常仕亮,杜杰,冯凌,等. 低功率因数状态下智能电能表的功率异常分析与防范措施[J]. 中国计量,2024,(7):100-104.

CHANG Shiliang, DU Jie, FENG Ling, et al. Analysis and preventive measures of power abnormalities in intelligent energy meters under low power factor [J]. China Metrology, 2024, (7):100-104.

- [8] 刘国飞,邓子涵. 三相三线电能表相位正确情况下负电流分析[J]. 大众用电,2020,35(8):31-32.

LIU Guofei, DENG Zihan. Analysis of negative current in three-phase three-wire energy meters with correct phase wiring [J]. Popular Utilization of Electricity, 2020, 35(8):31-32.

- [9] 石乐贤,孙斌,刘明辉,等. 非错接线三相三线电能表轻空载时负电流的原因分析[J]. 农村电工,2019,27(12):45.

SHI Lexian, SUN Bin, LIU Minghui, et al. Analysis of negative current in three-phase three-wire energy meters under light no-load non-miswired conditions [J]. Rural Electrician, 2019, 27(12):45.

- [10] 邓得政,隋玉珊. 三相三线电能表在接线正确情况下出现负电流的原因分析[J]. 电工技术,2018,(19):78-82.

DENG Dezheng, SUI Yushan. Analysis of reasons for negative current in correctly wired three-phase three-wire energy meters [J]. Electrical Technology, 2018, (19):78-82.

- [11] 靳志杰,霍志红,许昌,等. 基于特征选择和XGBoost的风电机组故障诊断[J]. 可再生能源,2021,39(3):353-358.

JIN Zhijie, HUO Zhihong, XU Chang, et al. Fault diagnosis of wind turbine generators based on feature selection and xgboost [J]. Renewable Energy, 2021, 39(3):353-358.

- [12] 齐蓓,余梦,陈吴晓,等. 新型电力负荷资源响应性能量化评估指标体系研究[J]. 电力需求侧管理,2024,26(5):76-81.

QI Bei, YU Meng, CHEN Wuxiao, et al. Research on quantitative evaluation index system for response performance of new power load resources [J]. Power Demand Side Management, 2024, 26(5):76-81.

作者简介:

黄小奇(1983),男,广东汕头人,硕士,高级工程师,研究方向为电力市场营销管理、停电综合管理技术及应用;

郑惠哲(1987),女,广东汕头人,硕士,高级工程师,研究方向为电力计量系统异常检测与维护;

曾崇立(1988),男,广东揭阳人,硕士,工程师,研究方向为电力安全运行。

(责任编辑 王吟雯)