

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.240175

基于电压一阶差分离群点关联分析的配电网线变关系诊断

陈锦铭^{1,2}, 蒋玮¹, 袁宇波², 曾飞², 卢庆宁², 徐俊俊³

(1. 东南大学电气工程学院, 江苏 南京 210096; 2. 国网江苏省电力有限公司电力科学研究院, 江苏 南京 211103;
3. 南京邮电大学自动化学院/人工智能学院, 江苏 南京 210023)

摘要: 基于馈线-配变电压相关性计算及其扩展方法, 是实现配电网线变关系诊断的有效手段。然而低压配网运行工况复杂, 配变电压在部分时段异常波动, 导致该类方法存在一定局限性。为此, 在电压相关性方法上进行拓展, 利用电压突变特征随潮流扩散机理, 提出了基于电压一阶差分离群点关联分析的线变关系诊断方法。首先, 基于电压相关性方法对配变进行初筛, 得到可信与异常配变集。其次, 运用单变量时间序列流式方法开展电压一阶差分值离群点检测, 并与变电站调压事件关联实现母线离群点标签化。随后, 从可解释性、可感知性和可区分性3个维度对离群点进行评价, 形成母线带权离群点序列。最后, 提出了基于离群点匹配度的线变关系诊断方法, 通过横纵向综合比较推荐异常配变所属馈线。实验结果表明, 所提的线变关系诊断方法优于传统方法, 可有效克服复杂工况的影响, 显著提升诊断算法的性能。

关键词: 配电网; 线变关系诊断; 电压波动; 离群点检测

Diagnosis of feeder-transformer connectivity in a distribution network based on voltage first-order difference outlier correlation analysis

CHEN Jinming^{1,2}, JIANG Wei¹, YUAN Yubo², ZENG Fei², LU Qingning², XU Junjun³

(1. School of Electrical Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China; 2. Electric Power Research Institute, State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Nanjing 211103, China; 3. College of Automation & College of Artificial Intelligence, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, China)

Abstract: The voltage correlation calculation and its extension method is an effective means to realize the diagnosis of feeder-transformer relationship in distribution networks. However, due to the complex operating conditions of low-voltage distribution networks, the distribution transformer voltage fluctuates abnormally in some periods, which leads to certain limitations of this type of method. For this reason, this paper expands on the voltage correlation method, utilizes the mechanism of voltage mutation feature diffusion with the trend, and proposes a feeder-transformer relationship diagnosis method based on the first-order difference separation group point correlation analysis of voltage. First, based on the voltage correlation method, the initial screening of the distribution transformers is carried out to derive the credible and abnormal distribution transformer sets. Secondly, a univariate time series streaming method is applied to carry out voltage first-order difference outlier detection, and the bus outlier labeling is realized by correlating with the substation voltage regulation events. Subsequently, the outlier points are evaluated from three dimensions of interpretability, perceptibility and distinguishability to form a sequence of bus weighted outlier points. Finally, a feeder-transformer relationship diagnosis method based on the matching degree of outlier points is proposed to recommend the feeder to which the anomalous distribution transformer belongs through a comprehensive horizontal and vertical comparison. Experimental results show that the feeder-transformer relationship diagnosis method proposed in this paper can effectively overcome the influence of complex working conditions and significantly improve the performance of the diagnosis algorithm.

This work is supported by the National Key R&D Program of China (No. 2022YFB2404200).

Key words: distribution network; feeder-transformer connectivity; voltage fluctuation; outlier detection

基金项目: 国家重点研发计划项目资助(2022YFB2404200); 国家自然科学基金项目资助(52277172)

0 引言

配电网线变关系描述了变电站、中压线路与配电变压器的拓扑连接从属关系,是配电网资产管理与运行分析的重要基础。配电网网架复杂,分支与联络众多,工程改造与运行方式调整频繁。当拓扑发生变化时,由运维人员在 PMS 系统对图纸进行维护。由于现场的复杂性及人工失误等因素,线变关系在准确性上存在一定瓶颈,从而引发图实不一致,进而对配电网的巡视检修、调度控制、线损管理等各类业务产生影响。

国内外学术界与工业界开展了大量线变关系异常诊断研究,主要包括了硬件检测与软件分析等技术方法。硬件检测方法依托电力线载波传输机制,在线路末端配电变压器侧通过信号发射装置注入特征波形,线路首端通过接收装置侦测并感知该信号,从而实现线变关系的识别^[1-3]。硬件检测方式识别效果准确,在电缆及同杆多回等人工肉眼难以辨识的场景下具有不可替代的优势,然而该方式需要额外的硬件与人力投入,规模化应用成本较高,适宜考虑与软件分析方法配套使用。软件分析方法包括状态估计和数据驱动等技术路线。状态估计在大电网拓扑参数校核中应用广泛,在配电网中也进行了一些探索应用,然而该类方法需要依赖 μ PMU 装置对电压、功率及相角的精准量测^[4-6],当前配电网并未广泛应用,额外安装成本较高,该方法在工程应用中面临较大的局限性。

数据驱动方法充分利用现有 EMS、DMS 和 AMI 量测数据,通过跨业务领域数据的融合与挖掘分析实现中低压线变关系异常辨识。文献[7-8]提出相邻配电网节点电压波动相似的原理,通过电压序列间皮尔逊相关系数计算,可以有效识别拓扑连接关系。该方法是数据驱动的一线变关系识别的重要基础,然而未能明确给出判定阈值。为了提升算法在工程应用中的适用性,多个文献对电压相关性计算方法进行了扩展。文献[9]针对配电网中普遍存在的三相不平衡问题,提出了线电压归算还原方法,可解决电压相关系数计算偏差问题。文献[10]针对电压量测数据存在的时钟不同步等问题,提出了基于时间窗滑动的时钟修正方法。文献[11]提出了改进皮尔逊系数检验方法,通过与邻近配变计算相关系数,并通过 KNN 聚类辨识拓扑关系。文献[12-13]分别提出了基于局部离群点检测、基于改进 K-means 聚类的拓扑校验方法,本质上也是基于配变或用户进行电压相似性计算与聚类分析,以提升线变/户变关系诊断的准确性。

上述基于电压相关性计算及其系列扩展算法,在常规情况下效果良好。然而中低压配电网运行工况复杂,引发配变电压异常波动,这种纯数据驱动方法仍存在一定局限性。为解决该问题,本文提出了基于电压一阶差分离群点关联分析的配电网线变关系诊断方法。首先,基于电压相关性方法初筛得出可信与异常配变集。其次,运用单变量时间序列流式方法开展电压一阶差分值离群点检测,并与变电站调压事件关联实现离群点标签化。随后,从可解释性、可感知性和可区分性 3 个维度对离群点进行评价,形成母线带权离群点序列。最后,提出了基于离群点匹配度的线变关系诊断方法,智能推荐异常配变所属馈线。实验结果表明,本文提出的线变关系诊断方法可有效克服复杂工况影响,显著提升诊断算法的性能。

1 线变关系异常诊断方法

1.1 相关系数分析方法及缺陷

线变关系诊断的主要方法为馈线与配变、配变与配变间的电压时序数据相关性计算,通常认为相关系数越高,拓扑连接的概率越大。该分析方法在常规情况下具有较好的辨识效果。然而,配电网运行工况复杂,部分配变的低压侧存在电容器投切、大功率设备间歇性投入等行为,引发无功的局部异常波动,导致部分时段电压变化趋势与线路首端及周边配变存在明显差异,使得相关系数迅速劣化。在该类情况下,运用相关性分析方法将引发线变关系误判或无法判断。

1.2 电压突变成因及数据特征

在电网运行过程中,受被动或主动因素的影响,相关节点的电压曲线会发生大幅波动。电网各层级节点电压相互影响,电压波动将根据潮流向拓扑相近的节点逐步扩散,最终传导至中低压配电网。基于该原理,可以利用电压突变特征辅助研判线变关系,弥补相关性分析方法的不足。

被动型电压波动事件主要为电网故障、大功率设备启停所导致的电压暂降或停电。电压暂降是指电网某个特定节点的电压突然下降到设定的阈值以下,并在短时间内重新恢复的现象^[14-15]。根据历史数据统计,大多数的电压暂降事件持续时间较短(一般在 1 s 内),往往需要通过专业的电压暂降记录仪才可捕获,对于分钟级采样周期的 EMS 和用采系统难以感知。故障停电作为最极端和特殊的电压突变事件^[16-17],是一种最为有效和直接的线变关系诊断判据,然而随着供电可靠性的提升,线路级停电为小概率事件,难以用于常态化的线变关系诊断。

主动型事件一般为电压优化控制所引发的波动,该过程主要由自动电压控制系统实现^[18],根据优化目标对区域内变电站的电容、电抗和变压器档位等设备进行综合调节,本文统称为调压事件。

在图1所示的拓扑示意图中,A、B、C分别为大电网、变电站高压侧母线和10 kV侧母线节点,节点A与B之间的阻抗为 $R+jX$,C节点的负荷为 $P+jQ$ 。默认状态下,节点A的电压为 U_A ,变压器的变比为 $k:1$,电容器处于分开状态。此时,节点B的电压 U_B 为

$$U_B = U_A - \frac{PR+QX}{U_B} = U_A - \frac{PR+QX}{U_A - \varepsilon_1} \quad (1)$$

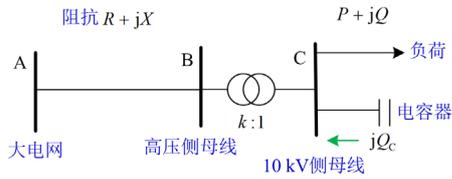


图1 大电网与变电站拓扑连接示意图

Fig. 1 Schematic diagram of topology connection between power grid and substation

在 U_A 不变的情况下,如果想提升节点B和C的电压,可进行电容器投切,此时将注入 jQ_C 的无功功率,此时节点B的电压将变化为

$$U'_B = U_A - \frac{PR+(Q-Q_C)X}{U'_B} = U_A - \frac{PR+(Q-Q_C)X}{U_A - \varepsilon_2} \quad (2)$$

在式(1)和式(2)中, ε_1 和 ε_2 分别为两种工况下节点A与B之间的电压差,由于 $|\varepsilon_1 - \varepsilon_2| \ll U_A$,因此在充当分母时, $U_A - \varepsilon_1 \approx U_A - \varepsilon_2$ 。则节点C在电容器投入前后的电压变化为

$$\Delta U = \frac{U'_B}{k} - \frac{U_B}{k} \approx \frac{Q_C X}{k(U_A - \varepsilon_1)} \quad (3)$$

在 U_A 和 U_B 不变的情况下,可通过调节变压器的档位提升 U_C ,假设变比从 $k:1$ 调整为 $k':1$,则节点C在档位调整前后的电压变化为

$$\Delta U' = \frac{U_B}{k'} - \frac{U_B}{k} \approx \frac{U_B}{kk'}(k - k') \quad (4)$$

如式(3)和式(4)所示,调压事件可以使10 kV母线电压快速变化,在大电网电压相对稳定的前提下,该变化将稳定维持一段时间,形成“台阶效应”。某变电站母线在电容器投入前后(07:30)的电压曲线如图2所示,自上而下共3条曲线,采样周期分别为1 min、5 min和15 min。可以观察到,由于“台阶

效应”,调压事件所引发的电压突变可以被EMS和用采系统所感知。与此同时,调压事件发生的频度高、影响范围大,且在EMS中具有较为完整的事件记录。因此,调压事件可作为线变关系诊断的重要特征。值得注意的是,高电压等级变电站的调压事件所导致的电压突变也会通过潮流沿拓扑传递至相联的多个低电压等级变电站,并最终广泛传递至下辖的多个配变。这些电压突变特征也会被各拓扑层级的量测装置所感知。

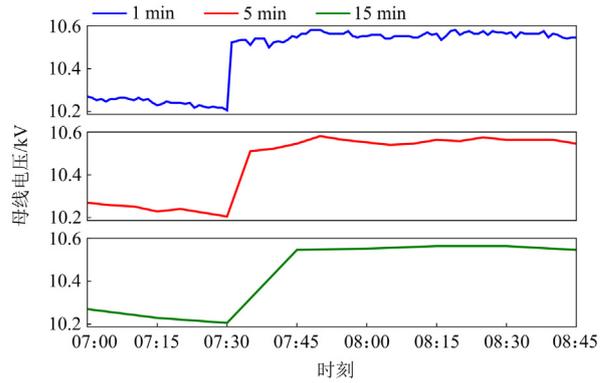


图2 变电站10 kV母线在不同采样周期的电压

Fig. 2 Line graph of voltage at substation 10 kV bus with different sampling periods

除了变电站侧统一的电压控制,运维人员也可在配变的低压侧进行档位调整、电容器投切等电压控制操作,以满足末端电压管理的要求^[19]。此类调压操作影响范围小,一般仅局限在配变内部。然而,该行为暂未在线记录,当前无法获取。

1.3 基于电压突变特征线变关系异常诊断框架

在实际工程应用中,线变关系异常并非是随机发生的,而是带有较强的规律及特有的模式。由于配电网运维为网格化管理^[20],错误通常发生在同一班组辖区内即同一个供电单元内,尤其是在直接联络的两条馈线之间。同时为了保障供电可靠性,同一网格内的电源点一般来自不同变电站,或来自同一个变电站的不同10 kV母线^[21],这些电源点的电压特征具有一定的差异性。因此通过对电压特征的关联分析可以有效识别线变关系异常。

通过将电压相关性分析与基于电压突变特征分析方法相结合,可有效提升线变关系诊断的性能,可以分为4个步骤,如图3所示。

步骤1:可信与异常配变集合初筛。基于电压相似性分析方法对馈线下辖配变进行分类筛选,得到馈线的可信与异常配变集合。异常集合中的配变是后续需要甄别分析的对象。

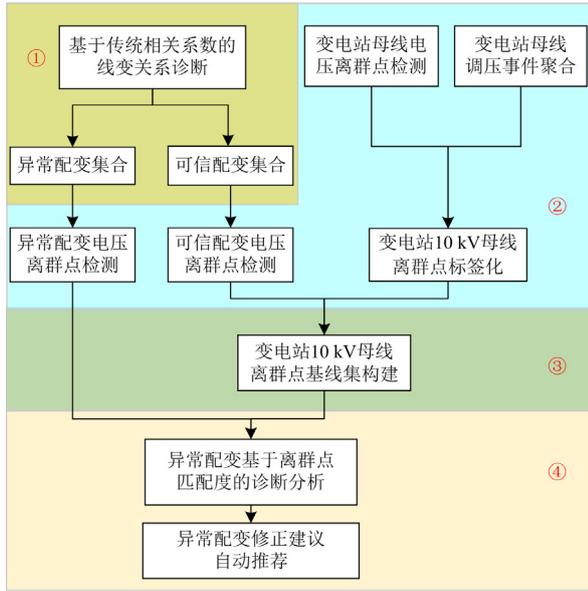


图3 新型线变关系诊断框架

Fig. 3 A novel diagnostic framework for feeder-transformer relationships

步骤 2: 离群点检测及标签化。针对变电站各电压等级母线, 分别进行电压一阶差分离群点检测及调压事件的识别, 通过时空关联匹配, 对变电站 10 kV 母线离群点进行标签化, 得到标签化的 10 kV 母线离群点序列, 使每个离群点具有明确的解释性。同时, 分别对可信与异常配变集合进行电压变化离群点检测, 得到可信与异常配变离群点序列, 将在第 2 节对该步骤进行详细阐述。

步骤 3: 变电站 10 kV 母线离群点基线序列构建。对于步骤 2 中的可信配变离群点序列与所属的 10 kV 母线离群点序列进行关联匹配, 从可解释性、可感知性和可区分性 3 个维度对各个母线离群点进行量化评价, 并构建 10 kV 母线带权离群点序列, 该步骤将在第 3 节进行介绍。

步骤 4: 面向异常配变的自适应诊断与修正决策。对于步骤 2 中的异常配变离群点的序列与所属的 10 kV 母线带权离群点序列进行关联匹配, 计算该配变的匹配度, 并与该馈线下辖可信配变匹配度均值作比较。如果匹配度低于均值, 则将该配变与供电单元内其余馈线所属母线依次计算匹配度, 并自动推荐建议修正的馈线。具体内容将在第 4 节进行介绍。

2 电压一阶差分离群点的识别与标签化

2.1 变电站 10 kV 母线调压事件关联聚合

馈线首端节点为 10 kV 断路器, 断路器与变电

站 10 kV 母线节点直接相连, 因此馈线首端电压即为母线电压。图 4 展示的是一座典型的 110 kV 变电站一次接线图, 1 号主变下联 I 母和 II 母两段母线, 母线下分别挂接了 1、2 号电容器。I、II 母电压是一致的, 可以将它们作为一个整体来分析, 称为 10 kV 电源点。10 kV 电源点的调压事件包括 1 号主变的档位调整以及 1、2 号电容器的投切, 均会引发该电源点的电压波动, 将它们聚合后可以得到变电站 10 kV 电源点(母线)调压事件集 AdjSet。

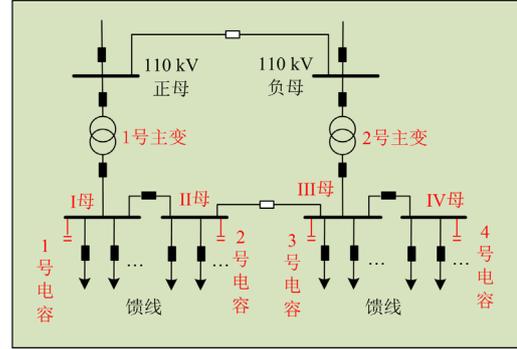


图4 变电站 10 kV 母线分组示意

Fig. 4 Schematic diagram of substation 10 kV bus grouping

该事件集可通过查询 EMS 中的电容器/电抗器遥信分位及档位变化记录获取, 包括电源点名称、调压时间、调压情况和升降压标记等信息, 记录格式如表 1 所示。

表 1 变电站 10 kV 电源点调压事件示例

Table 1 Example of a substation 10 kV power supply point voltage regulation event

电源点名称	调压时间	调压情况	升降压标记
10 kV I/II 母	2023-3-1	1 号电容器投入	升压
	09:32:18		
10 kV III/IV 母	2023-3-1	2 号主变从 5 档 降至 4 档	降压
	12:52:33		

2.2 电压一阶差分离群点检测

1) 电压一阶差分值计算

在当前配电网监测体系中, EMS、用电信息采集系统分别对变电站母线、配变进行了全量监测, 采样周期分别为 1 min 与 15 min。为了进行联合分析, 统一使用周期为 15 min 的采样数据。同时, 为了方便不同电压等级采样值的横向比较, 对电压值 U_i 进行归一化处理, 得

$$U_i = \frac{U_{Mi}}{1.1U_{LVL}} \quad (5)$$

式中: U_{Mi} 表示节点在采样点 i 的线电压量测值; U_{LVL} 表示节点所处的电压等级数值。根据国网公

司对于供电电压质量的规定, 偏差在额定电压的10%以内, 因此经过归一化后, U_i 的取值范围限定在 $[0,1]$ 内。

在此基础上, 计算各采样点电压一阶差分, 如式(6)所示。

$$\Delta U_i = U_i - U_{i-1} \quad (6)$$

通过式(6), 可将电压曲线 $\{U_0, U_1, U_2, \dots, U_n\}$ 转换得到电压一阶差分曲线 $\{\Delta U_1, \Delta U_2, \dots, \Delta U_n\}$ 。

2) 基于极值理论的离群点检测

母线电压一阶差分离群点(后续简称为离群点)识别是单变量时间序列离群点检测任务, 可以利用数据驱动的方式加以判断。传统方法多基于数据的统计学特征, 如 3σ 、箱线图^[22]; 近年来以 RNN、CNN 为代表的深度学习受到广泛应用^[23]。然而, 传统方法通常依赖于数据分布的先验假设, 需要根据场景手动调整阈值; 深度学习方法则存在可解释性较差、容易过拟合等问题。本文使用基于极值理论(streaming peak-over-threshold, SPOT)的离群点检测方法^[24], 该方法对历史数据和流式数据均适用, 无需考虑数据分布先验假设, 根据数据分布的波动特征可生成动态阈值。

在 SPOT 算法中, 极值指数中的极端情况, 其分布与数据原始分布无关, 仅与极值指数 γ 有关。

$$\bar{F}(x) = P(X > x) \sim \exp\left[-(1 + \gamma x)^{\frac{1}{\gamma}}\right] \quad (7)$$

式中, $\bar{F}(x)$ 代表 x 的尾部分布函数。

极值超过一个阈值 t 的部分符合广义帕累托分布, 该分布同样受 γ 影响。

$$\bar{F}_t(x) = P(X - t > x | X > t) \sim \left(1 + \frac{\gamma x}{\sigma}\right)^{\frac{1}{\gamma}} \quad (8)$$

式中, σ 为广义帕累托分布的参数。

在应用过程中, 首先取序列前段值初始化得到阈值 t , 利用极大似然估计方法拟合广义帕累托分布, 进一步得到极值指数 γ 与 σ 的估计值。结合给定概率 q 计算满足条件的分位点 z , 也即离群点检测的阈值。

$$z = t + \frac{\sigma}{\gamma} \left(\left(\frac{qn}{N} \right)^{-\gamma} - 1 \right) \quad (9)$$

式中: n 为观测值的总数; N 为观测值中超过阈值 t 的数量。

SPOT 算法无需手动设置阈值, 仅需指定极值出现的概率 q , 根据具体场景一般设置为 1×10^{-2} 至 1×10^{-4} , 本文初始设置为 1×10^{-2} 。算法基于历史样

本数据中的正常值初始化历史均值与阈值。对于新的观测点, 先判断其是否为离群点, 并更新阈值和历史均值, 完成流式自适应的离群点检测。

通过上述方法, 可以获得变电站高压侧离群点集合 HVBusSet 及 10 kV 母线离群点集合 MVBusSet。对于配变的电压变化离群点, 也可通过该方法进行辨识。离群点的信息主要包括设备 ID、采样时间点和电压变化方向。

2.3 10 kV 母线离群点标签化

变电站 10 kV 母线电压一阶差分离群点产生的原因大致分为: 本站调压事件影响、电网侧影响与其他因素影响。运用数据驱动的方法可实现母线离群点候选集的标签化。

首先, 关联变电站 10 kV 母线调压事件集 AdjSet 与 10 kV 母线离群点集合 MVBusSet, 根据时间及升降方向进行匹配。假设某调压事件 e 发生的时间为 t_e , 对于电压的影响将在与 t_e 邻近的下一采样点时间 t_x 发生, 如果在 t_x 时刻存在与 e 升降压方向一致的离群点, 则匹配成功, 将该离群点标记为“变电站调压事件影响(Type1)”。具体如图 5 所示。

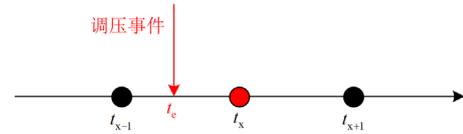


图 5 调压事件与离群点关联示意

Fig. 5 Schematic diagram of correlation between regulation events and outliers

随后, 对于未能匹配的 10 kV 母线离群点与其高压侧母线离群点集合 HVBusSet 进行关联匹配, 如果时间点和升降压方向一致, 则匹配成功, 该离群点标记为“电网侧影响(Type2)”。最后, 对于仍未能匹配的离群点标记为“其他因素影响(Type3)”。

3 变电站母线带权离群点序列构建

10 kV 母线电压一阶差分离群点是线变关系诊断的重要依据, 由于离群点的性质和特征存在差异, 它们在诊断中的权重也各不相同。本节从可解释性、可感知性和可区分性 3 个维度对离群点进行评价与综合权重设定, 并构建母线带权离群点基线集。

1) 可解释性

变电站调压事件影响、电网侧影响和其他因素影响是导致 10 kV 母线电压突变的 3 种成因, 从可解释性角度, 三者呈现递减趋势。为了增强模型对于高可解释性离群点的偏重, 3 种类型离群点的可解释性权重 I_i 可梯级设置为 1.0、0.8 和 0.6。

2) 可感知性

可感知性用于描述母线离群点被下辖配变感知匹配的程度。由于配变量测的时间同步管理较弱, 往往存在小幅的时间偏差, 而这可能导致母线的离群点未能被配变所感知。以图 6 为例, 基准时钟情况下 $\Delta U_1(U_{15} - U_1)$ 为离群点, 而在时钟偏移 2 min 情况下, U_1 和 U_{15} 分别被 U_3 和 U_{17} 取代, $\Delta U_2(U_{17} - U_3)$ 仍为离群点, 但幅值显著减小; 当时钟偏移达到 4 min 时, $\Delta U_3(U_{19} - U_5)$ 幅值显著降低, 无法达到离群点的水平, 如时钟偏移发生在配变侧亦无法感知到该突变点。

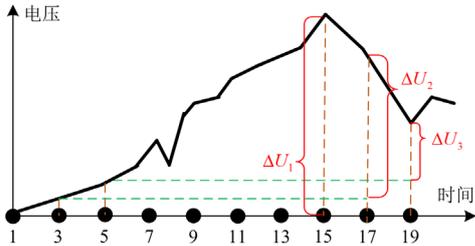


图 6 时钟偏移对离群点感知的影响

Fig. 6 The effect of clock offset on the perception of outliers

在配电网生产运行中, 线变关系正确的配变仍是主体。相关系数大于 0.9 的两个对象通常被认为是高度相似的, 江苏电网高于该阈值的配变超过 80%。这些配变可以认为是可信的, 可用于指导离群点的评价与筛选。这些配变在时钟偏差、潮流特性、内部工况方面存在差异, 馈线首端离群点的传导效果也存在差异, 母线某离群点被下辖配变离群点所关联的匹配率可定义为该离群点的可感知度。

假设某馈线包含 n 个可信配变, 该馈线对应的母线候选集共有 m 个离群点。对于离群点 $i (i \leq m)$, 其可感知度 S_i 定义为

$$S_i = \frac{c_i}{n} \quad (10)$$

式中, c_i 为各配变之中具有与该母线离群点 i 在时间及方向上均匹配离群点的配变数量。

3) 可区分性

由于潮流电气特性, 大电网会将电压突变事件传递至配电网, 如 220 kV 变电站的电压突变, 将会传导至拓扑直接相联的 110 kV 变电站, 并通过主变进一步传导至 10 kV 母线, 从而广播至多个 10 kV 馈线及下辖的配变。这种具有广泛传播特点的共性离群点可区分性不佳, 不利于线变关系异常辨识与修正。显然, 前述的“电网侧影响(Type2)”离群点属于这种情况。

此外, 空间相近的不同变电站或同一个变电站

不同电源点, 其 10 kV 母线的调压事件也可能存在时间和方向上的一致性。这种情况也会导致离群点可区分性的下降。

假设某馈线所属供电网络共有 l 条馈线, 该馈线对应的母线离群点候选集共有 m 个离群点。对于离群点 $i (i \leq m)$, 则该馈线各离群点的可区分度 D_i 定义为

$$D_i = 1 - \frac{d_i}{l-1} \quad (11)$$

式中, d_i 为该供电网络其余各馈线之中具有与该离群点 i 在时间及方向上均匹配离群点的馈线数量。

4) 综合权重

根据离群点的可解释性、可感知性和可区分性三个维度, 在式(10)和式(11)的基础上可得出各离群点的原始权重值。以离群点 i 为例, 其权重值 w_i 为

$$w_i = I_i \times S_i \times D_i \quad (12)$$

由于, I_i 、 S_i 及 D_i 的取值范围均在 $[0,1]$ 内, 因此 $w_i \in [0,1]$ 。综合所有离群点的原始权重值, 进一步计算得到各离群点的正则化权重。

$$w_{ii} = \frac{w_i}{\sum_{j=0}^n w_j} \quad (13)$$

在此基础上, 可构建母线带权离群点序列 BusSeq, 包含母线各离群点极其权重信息, 其数据结构为 BusOP 类型数组, 个数为原始电压序列的采样点数。每个 BusOP 对象由母线 ID、离群点时间(time)、电压变化方向(dir)和离群点综合权重(wt)等内容构成。非离群点的其余数组元素默认为空值。母线带权离群点序列是变电站 10 kV 母线及其下辖馈线的核心“基因序列”, 在后续分析中, 疑似异常配变通过与该序列进行匹配度计算, 可以实现“血缘分析”。

4 基于离群点匹配度的线变关系诊断

在前述步骤中, 通过电压相关系数分析得到了疑似异常的配变集合。本节通过这些异常配变离群点及其所属馈线的带权离群点进行匹配度计算, 并与同馈线其他可信配变的匹配度进行比较, 以进一步实现线变关系的诊断。

以馈线 Fd 及其下辖的配变 DT 为例, BusSeq 为馈线 Fd 对应母线的带权离群点序列, DTSeq 为配变 DT 的离群点序列, 两个序列的大小均为 n 。将匹配值 matchValue 初始化为 0, 分别遍历两个离群点序列, 如果在相同的时间点 i 上, 两个序列对应点位中的电压变化方向一致(即 $\text{BusSeq}[i].\text{dir} = \text{DTSeq}[i].$

dir), 则认为在该时间点匹配成功, 将该母线离群点的权重值 BusSeq[i].wt 累加至匹配值 matchValue。

当完成离群点序列遍历后, 将匹配值除以馈线 Fd 对应母线的带权离群点权重累加值, 即可得到配变 DT 与馈线 Fd 所属母线匹配度。

$$matchRaito = \frac{matchValue}{\sum_{i=0}^n BusSeq[i].wt} \quad (14)$$

值得注意的是, 在工程化应用时还需考虑配变时钟偏差问题。本文算法所允许的偏差为±15 min, 即当配变离群点与母线离群点序列中相邻时间点电压突变方向一致时, 可认定为错位匹配成功。图 7 展示了某配变与 10 kV 母线的离群点匹配情况, 10 kV 母线的 4 个离群点被该配变匹配上了 3 个, 其中配变离群点 5 和 N+1 分别与母线离群点 6 和 N 发生了错位匹配。

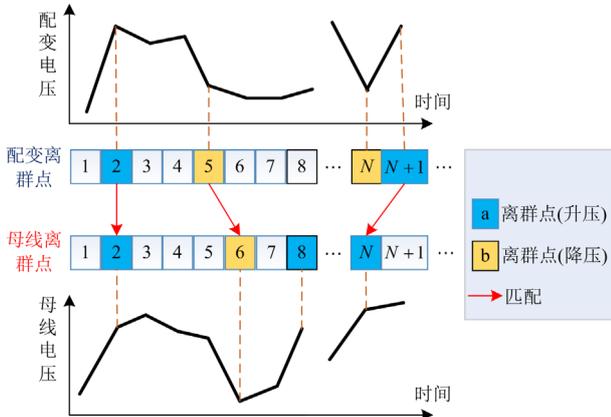


图 7 配变与母线离群点关联匹配示意

Fig. 7 Schematic diagram of correlating and matching distribution transformer outliers with bus outliers

利用该方法, 首先计算馈线下各可信配变的匹配度 matchRaito, 显然 $matchRaito \in [0,1]$, 进而求得可信配变均值。对于疑似异常配变 DT_x , 如果其匹配度大于均值, 则认为 DT_x 应从属于该馈线。否则, 将 DT_x 与该供电单元内其余馈线进行匹配度计算, 如有其匹配度大于某馈线 FD_y 下辖可信配变均值, 则推荐 FD_y 为 DT 疑似从属线路, 生成工单安排现场核验。如果不满足, 将 DT 与各馈线的匹配度进行排序, 用于辅助基层班组现场核验时制定排查顺序。

5 实验验证与案例分析

为证明上述方法的有效性, 本节针对南京某供电单元真实运行数据进行分析。该供电单元包括 6

条 10 kV 线路($Fd_1 - Fd_6$), 分别来自 3 个 110 kV 变电站(C、D、E), 110 kV 变电站的上级电源点为 2 个 220 kV 变电站(A、B), 具体如图 8 所示。

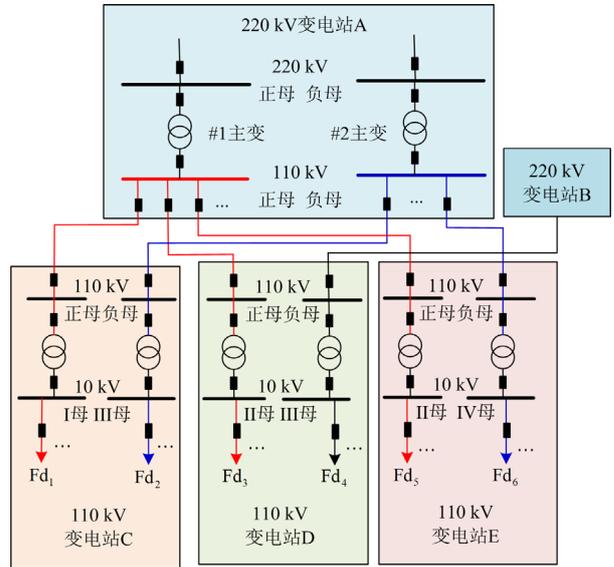


图 8 6 馈线供电单元 110 kV 网架接线图

Fig. 8 110 kV grid wiring diagrams of 6-feeder power supply unit

本节首先对 3 种离群点检测方法进行了对比, 进而分析了 10 kV 母线离群点的特性, 然后将本文方法与聚类及传统相关性分析方法性能进行了横向比较, 最后结合两起典型案例验证了本文所述方法的有效性。

5.1 离群点检测方法对比

针对 $Fd_1 - Fd_6$ 所对应的 110 kV 变电站 10 kV 母线, 选择 8 月 14 日—28 日共 14 天电压数据, 经过一阶差分及归一化预处理后, 对离群点进行人工标注。以前 10 天数据作为训练集, 后 4 天数据作为测试集。选择 3σ 、箱线图、SPOT 方法分别计算其准确率、召回率与 F1 分数。

图 9 展示了 3 种算法取得的平均准确率、召回率与 F1 分数。图 10 展示了 3 种算法在馈线 Fd_5 电压一阶差分测试集上的离群点阈值划定情况, 其中样本标注情况为: 红色为高质量离群点, 可感知度大于 0.9 的包括大部分 Type1 和部分 Type2 的离群点; 黄色为中等质量离群点, 可感知度 $\in [0.5, 0.9]$, 包括大部分 Type2 和少量 Type3 的离群点; 黑色为其余低质量离群点。可以看出, 3σ 方法的阈值过松, 导致其准确率较高而召回率较低, 而箱线图的阈值过紧, 更加侧重召回率。SPOT 方法取得了准确率与召回率的平衡, 动态变化的阈值可以适应数据波动, 综合 F1 分数也最高。

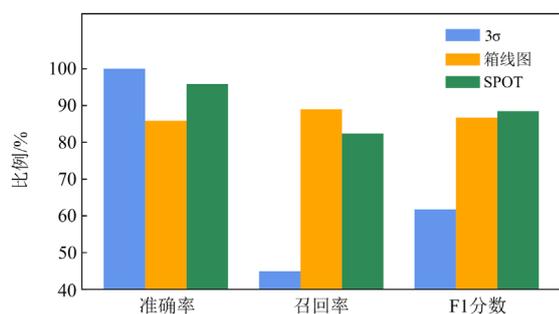


图 9 3 种离群点检测算法性能对比

Fig. 9 Performance comparison of three outlier detection algorithms

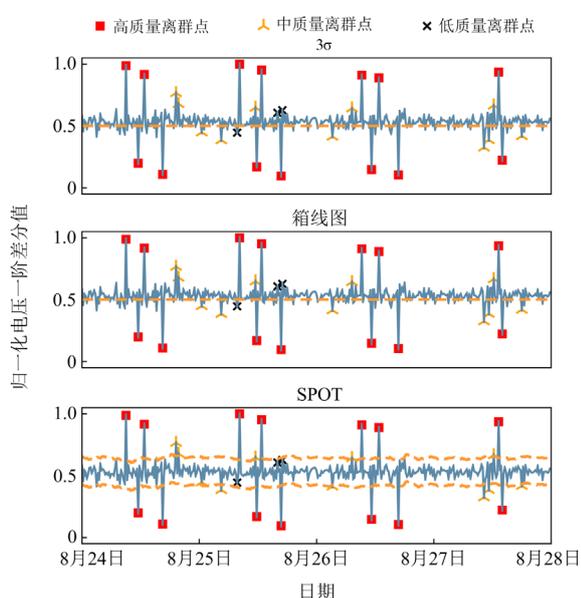


图 10 3 种算法的阈值设定情况对比

Fig. 10 Comparison of threshold setting of three algorithms

5.2 10 kV 母线离群点特性分析

以 2023 年 7 月 23 日为例对该供电单元进行分析。首先分析 220 kV 变电站 A 的 110 kV 正母及其所联接的变电站 C、D、E 的 110 kV 正母下辖的馈线 Fd_1 、 Fd_3 、 Fd_5 。由于上述 3 个 110 kV 母线拓扑直接相连，它们的电压曲线基本一致。因此，可以认为 3 条馈线属于同一体系(图 8 中红色线段)，有着共同的“祖父”：变电站 A 的 110 kV 正母。同理， Fd_2 、 Fd_6 属于另一个体系(图 8 中蓝色线段)，它们共同的“祖父”为变电站 A 的 110 kV 负母。

馈线 Fd_3 所属变电站 D 的 10 kV II 母当日未发生调压事件，其电压曲线与上级电源点(变电站 A 的 110 kV 正母、变电站 D 的 110 kV 正母)非常接近，3 个离群点(02:30/08:15/14:45)均“遗传”自上级电源点，即电网侧，如图 11 所示。

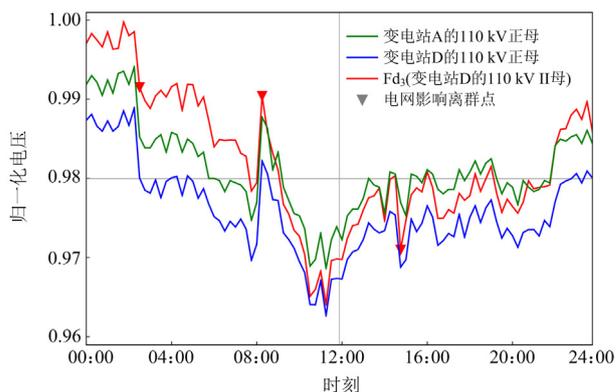
图 11 Fd_3 与上级电源点电压折线图Fig. 11 Line graph of voltage at Fd_3 and upper power point

图 12 为馈线 Fd_1 、 Fd_3 、 Fd_5 在 00:00—24:00 时段的电压量测。 Fd_1 与 Fd_5 在 02:30/08:15 这两个离群点，与其“堂兄弟” Fd_3 一致，来自于电网侧的“遗传”。然而，由于 Fd_1 在 02:15/09:15/10:30 这 3 个时刻， Fd_5 在 00:15/09:00/10:45 这 3 个时刻分别发生了调压事件，在这些时间点均产生了个性化的“基因突变”离群点。而正是由于“遗传”和“突变”带来的离群点，使得不同馈线的电压具有相对显著的差异，可用于线变关系校核。

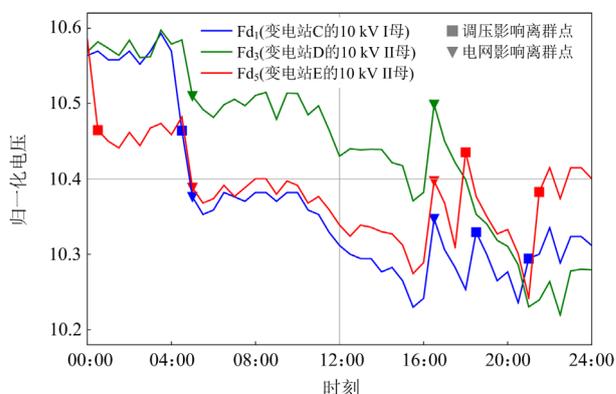


图 12 3 条馈线在不同时段的电压

Fig. 12 Line graph of voltage of three feeders at different periods

5.3 线变关系诊断方法对比

将本文所述方法与聚类、电压相关系数方法进行横向比较，数据集为 2023 年 8 月 24 日馈线 Fd_1 — Fd_6 及其下辖 260 台配变的量测数据，其中正、负样本数分别为 254 和 6。

聚类算法参考文献[13]，采用 K-means 并将聚类数设置为 2，即分为正确与错误两类。电压相关系数方法参考文献[10]，在原始皮尔逊系数的基础上加入了时钟同步、三相不平衡修正等算法，当馈

线与配变电压相关系数低于阈值 0.8 时, 将配变设为怀疑状态, 并对疑似异常配变与其他馈线进行关联修正。本文方法在上述电压相关性方法的基础上, 针对无法修正的异常配变集结合离群点进一步研判分析。为了便于算法横向比较, 将后两种方法无法研判的配变归到正确的类别中。

表 2 展示了 3 种方法的混淆矩阵, 相应的准确率、召回率与 F1 分数如图 13 所示。实验数据显示, 本文方法在各项指标上均为最优, 3 种方法在正样本识别的准确率均较高, 而在 6 个负样本辨识中, 聚类算法检出率为 66.7%, 但发生了 8 次误报; 而电压相关性和本文方法检出率分别为 33.3%和 83.3%, 但均未发生误报。值得注意的是, 在电压相关系数方法中, 存在 20 个难以诊断的疑似异常配变(含正样本 16 个和负样本 4 个), 通过进一步的电压离群点分析, 成功解决了其中的 15 个异常配变(含正样本 12 个和负样本 3 个), 这也证明了本文方法的有效性。

表 2 3 种线变关系诊断方法的混淆矩阵

Table 2 Confusion matrix of three feeder-transformer relationship diagnosis methods

类别	预测						
	聚类方法		电压相关系数方法		本文方法		
	0	1	0	1	0	1	
真实	0	246	8	254	0	254	0
	1	2	4	4	2	1	5

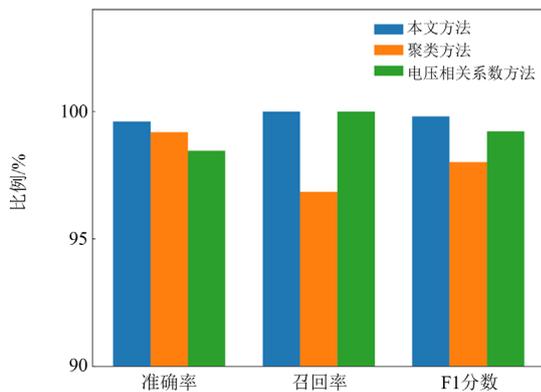


图 13 3 种线变关系诊断方法性能对比

Fig. 13 Performance comparison of three feeder-transformer relationship diagnosis methods

5.4 典型案例分析

1) 线变关系异常排除案例

以 8 月 24 日变电站 D 馈线 Fd₄ 为例, 该线路下辖 21 台配变, 其中 20 台配变与首端的相关系数均大于 0.9; 另有 1 台配变 DT1 的相关系数为 0.65。

开展横向对比, 计算 DT1 与其余各配变的电压相似性, 相关系数均低于 0.7; 开展纵向对比, 该配变 7—8 月份与馈线首端的相关系数均低于 0.75。同时, 该配变与供电单元内各线路母线电压的相关系数均较低。运用传统方法的结论为线变关系错误, 或无法判断。

运用离群点匹配方法开展校核, 馈线 Fd₄ 当天共有 7 个离群点, 各离群点信息如表 3 所示。

表 3 Fd₄ 离群点

Table 3 Outliers of Fd₄

时刻	方向	类型	可区分度	可感知度	原始权重	正则化权重	DT1 匹配情况
08:15	升压	调压影响	0.4	1	0.4	0.088	匹配
09:15	升压	调压影响	0.8	1	0.8	0.176	匹配
10:45	升压	电网影响	0.8	0.8	0.512	0.112	匹配
14:00	降压	调压影响	0.8	1	0.8	0.176	匹配
17:30	降压	电网影响	1	0.85	0.68	0.15	不匹配
18:45	升压	其他	0.8	0.75	0.36	0.079	错位匹配
21:30	升压	调压影响	1	1	1	0.22	匹配

通过离群点匹配分析算法, 该配变离群点与母线离群点的匹配率为 0.85。而该馈线下可信配变的匹配率均值为 0.88, DT1 的匹配率略小于均值。此时, 将 DT1 与供电单元内其余 5 条馈线进行离群点匹配率试算, 匹配率均低于 0.4。通过综合研判, 认为 DT1 应从属于馈线 Fd₄。

图 14 分别展示了 Fd₄ 与 DT1 的电压量测、DT1 的有功功率和功率因数。由图 14 可知: 除 06:00—08:00、12:45—14:00、16:30—19:30 时段外, 配变电压曲线的变化趋势与母线相近; 经分析与实地调研, 该配变下存在某建材制造用户(日电量占比超 70%), 该用户每天早、中、晚各有一段时间功率突增, 同时伴随着功率因数显著偏低。这 3 次功

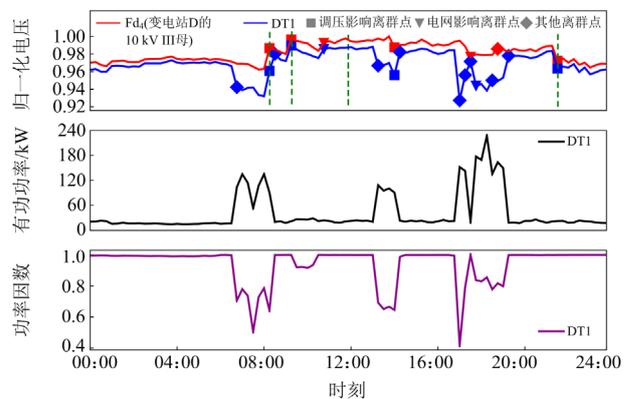


图 14 Fd₄ 下辖异常配变 DT1 诊断分析

Fig. 14 Diagnostic analysis of abnormal distribution transformer DT1 under Fd₄

率突增均与配变的电压突变相对应。因此,推断该配变是因用户而引发电压突变,导致相关系数降低,配网拓扑实际为正确。

2) 线变关系异常确认及修正案例

以8月24日变电站E馈线 Fd_5 为例,该线路下辖10台配变,其中9台配变与首端的相关系数均大于0.9;另1台配变DT2的相关系数为0.43。

经分析配变DT2与其余各配变的电压相似性均低于0.6,且该配变与供电单元内各线路母线电压的相关系数均低于0.5。运用传统方法得到的结论是线变关系错误或无法判断。

如图15所示,通过离群点匹配分析,DT2离群点与 Fd_5 离群点序列仅存在一个匹配点(09:00时错位匹配),匹配率为0.28。该匹配率显著低于该馈线下辖可信配变的匹配率均值0.92。此时,将DT2与供电单元内其余5条馈线进行试算,DT2与 Fd_6 离群点匹配度为1,然而两者的电压相关系数仅为0.48。这说明通过传统电压相关性方法难以判断DT2与 Fd_6 的从属关系,而通过本文离群点匹配方法则可以指明它们的从属关系。通过电压曲线趋势比对,发现该配变电压在05:00和19:00时附近存在2组共计4个特殊的突变点,此外电压变化趋势与 Fd_6 基本一致。

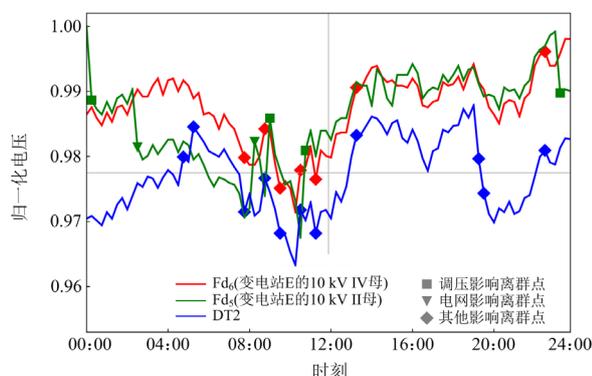


图15 Fd_5 下辖异常配变DT2诊断分析

Fig. 15 Diagnostic analysis of abnormal distribution transformer DT2 under Fd_5

经实地调研,该配变低压侧存在无功补偿装置,每天早晚分别进行电容的分组投入和切除,从而导致配变电压发生突变。其真实的拓扑关系属于馈线 Fd_6 ,与算法推荐相一致。

6 总结与展望

在配电网线变关系诊断过程中,基于电压相关性的常规计算方法易受低压配电网复杂工况影响。本文利用电压突变特征随潮流扩散机理,提出了基

于电压一阶差分离群点,关联分析的线变关系诊断方法,运用SPOT方法检测电压变化离群点,并与变电站调压事件关联融合,进而对母线离群点进行标签化及多维评价,形成母线带权离群点序列。在此基础上,开展馈线-配变离群点匹配度分析及横向比较,智能推荐异常配变所属馈线。实验结果表明该方法在性能上优于传统方法,可有效解决配变电压异常波动所引发的线变关系诊断问题。然而当前工作仍存在一定局限性,例如在同母线馈线、同一个220 kV电源点的不同110 kV站且均无调压事件的馈线间的线变关系仍难以辨识。在后续工作中,将进一步融合馈线/配变的功率、电量等数据对模型进行完善优化。

参考文献

- [1] ERSEGHE T, TOMASIN S, VIGATO A. Topology estimation for smart micro grids via power line communications[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(13): 3368-3377.
- [2] 黄毕尧, 张明, 李建岐, 等. 联合高低频电力线通信的中压配电网拓扑自动识别方法[J]. 高电压技术, 2021, 47(7): 2350-2358.
HUANG Biyao, ZHANG Ming, LI Jianqi, et al. Automatic identification of medium-voltage power distribution network topology based on high and low frequency power line communication[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(7): 2350-2358.
- [3] 喻旻, 余仁山, 林志刚, 等. 基于FM-EEMD信号分解的站线变关系识别[J]. 华东交通大学学报, 2020, 37(1): 88-93.
YU Min, YU Renshan, LIN Zhigang, et al. Substation-line-transformer relationship distinction based on FM-EEMD signal decomposition[J]. Journal of East China Jiaotong University, 2020, 37(1): 88-93.
- [4] 严正, 孔祥瑞, 徐潇源, 等. 微型同步相量测量单元在智能配电网运行状态估计中的应用[J]. 上海交通大学学报, 2018, 52(10): 1195-1205.
YAN Zheng, KONG Xiangrui, XU Xiaoyuan, et al. Applications of micro synchronous phasor measurement units in state estimation of smart distribution network[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2018, 52(10): 1195-1205.
- [5] 田家辉, 梁栋, 葛磊蛟, 等. 面向高精度状态感知的配电系统微型同步相量测量单元优化配置[J]. 电网技术, 2019, 43(7): 2235-2242.
TIAN Jiahui, LIANG Dong, GE Leijiao, et al. Placement of micro-phasor measurement units in distribution systems for highly accurate state perception[J]. Power System Technology, 2019, 43(7): 2235-2242.
- [6] 田书欣, 李昆鹏, 魏书荣, 等. 基于同步相量测量装置的配电网安全态势感知方法[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(2): 617-632.
TIAN Shuxin, LI Kunpeng, WEI Shurong, et al. Security situation awareness approach for distribution network based on synchronous phasor measurement unit[J]. Proceedings

- of the CSEE, 2021, 41(2): 617-632.
- [7] LUAN W, PENG J, MARAS M, et al. Smart meter data analytics for distribution network connectivity verification[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2015, 6(4): 1964-1971.
- [8] 栾文鹏, 余贻鑫, 王兵. AMI 数据分析方法[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(1): 29-36.
LUAN Wenpeng, YU Yixin, WANG Bing. AMI data analytics[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(1): 29-36.
- [9] 唐泽洋, 周鲲鹏, 曹侃, 等. 基于配电网运行数据的线变关系校验方法[J]. 高电压技术, 2018, 44(4): 1059-1068.
TANG Zeyang, ZHOU Kunpeng, CAO Kan, et al. Substation area topology verification method based on distribution network operation data[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(4): 1059-1068.
- [10] 陈焯, 陈锦铭, 郭雅娟, 等. 考虑时钟同步的配电网线变关系诊断及修正方法[J]. 电力信息与通信技术, 2022, 20(7): 83-92.
CHEN Ye, CHEN Jinming, GUO Yajuan, et al. A feeder-transformer connectivity identification and correction method in distribution network considering time synchronization[J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2022, 20(7): 83-92.
- [11] 肖勇, 赵云, 涂治东, 等. 基于改进的皮尔逊相关系数的低压配电网拓扑结构校验方法[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(11): 37-43.
XIAO Yong, ZHAO Yun, TU Zhidong, et al. Topology checking method for low voltage distribution network based on improved Pearson correlation coefficient[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(11): 37-43.
- [12] 耿俊成, 郭志民, 李晓蕾, 等. 基于 LOF 和 SVM 的配电网线变关系数据校验方法[J]. 中国测试, 2021, 47(4): 49-54.
GENG Juncheng, GUO Zhimin, LI Xiaolei, et al. Connectivity data verification method of feeder-transformers based on LOF and SVM[J]. China Measurement & Test, 2021, 47(4): 49-54.
- [13] 周纲, 黄瑞, 刘度度, 等. 基于改进 K-means 聚类 and 皮尔逊相关系数户变关系异常诊断[J]. 电测与仪表, 2024, 61(3): 76-82.
ZHOU Gang, HUANG Rui, LIU Dudu, et al. Abnormal diagnosis of household variable relationship based on improved K-means clustering and Pearson correlation coefficient[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2024, 61(3): 76-82.
- [14] 贾荣, 张逸, 林鸿伟, 等. 基于感知哈希序列的电压暂降事件同源识别[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(3): 133-144.
JIA Rong, ZHANG Yi, LIN Hongwei, et al. Homology identification of multi voltage sag events based on perceptual Hash sequence[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(3): 133-144.
- [15] 马莉, 姜景辉, 董鹏远, 等. 基于 μ PMU 和二分搜索法的辐射状配电网电压暂降源定位[J]. 电力工程技术, 2023, 42(5): 177-184.
MA Li, LOU Jinghui, DONG Pengyuan, et al. Location of voltage sag source in radial distribution network based on μ PMU and binary search method[J]. Electric Power Engineering Technology, 2023, 42(5): 177-184.
- [16] 王守鹏, 赵冬梅. 电网故障诊断的研究综述与前景展望[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(19): 164-175.
WANG Shoupeng, ZHAO Dongmei. Research review and prospects for power grid fault diagnosis[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(19): 164-175.
- [17] 邓慧琼, 曾凡淦, 张晓飞, 等. 基于脆弱支路筛选的电网连锁故障多目标预防策略[J]. 电力工程技术, 2023, 42(2): 223-231.
DENG Huiqiong, ZENG Fangan, ZHANG Xiaofei, et al. A multi-objective prevention strategy for grid cascading failure based on vulnerable lines screening[J]. Electric Power Engineering Technology, 2023, 42(2): 223-231.
- [18] 孙宏斌, 郭庆来, 张伯明. 电力系统自动电压控制[M]. 北京: 科学出版社, 2018.
- [19] 张明慧, 张逸, 刘必杰, 等. 考虑供用电双方无功补偿潜力的省级技术降损互动管控平台[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(23): 160-169.
ZHANG Minghui, ZHANG Yi, LIU Bijie, et al. Provincial technology loss reduction interactive management and control platform considering reactive power compensation potential of power supply and consumption sides[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(23): 160-169.
- [20] 国家电网有限公司. 配电网规划设计技术导则: Q/GDW 17038—2020[S].
- [21] 陈凡, 张继聪, 赵美莲, 等. 考虑负荷重分配攻击的电力系统运行可靠性评估[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(8): 160-168.
CHEN Fan, ZHANG Jicong, ZHAO Meilian, et al. Operational reliability evaluation for power systems considering load redistribution attack[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(8): 160-168.
- [22] RADOVANOVIC A, MILANOVIC J V. Equivalent modelling of hybrid RES plant for power system transient stability studies[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2022, 37(2): 847-859.
- [23] 周嘉琪, 毕利. 基于 GAN 的光伏逆变器数据异常检测技术[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(1): 133-140.
ZHOU Jiaqi, BI Li. Abnormal detection technology of photovoltaic inverter data based on GAN[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(1): 133-140.
- [24] SIFFER A, FOUQUE P A, TERMIER A, et al. Anomaly detection in streams with extreme value theory[C] // Proceedings of the 23rd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, August 13-17, 2017, Halifax, NS, Canada: 1067-1075.

收稿日期: 2024-02-17; 修回日期: 2024-04-22

作者简介:

陈锦铭(1985—), 男, 博士研究生, 研究员级高级工程师, 研究方向为配电网大数据及人工智能应用; E-mail: cjm_nju@163.com

蒋玮(1982—), 男, 通信作者, 博士, 教授, 研究方向为基于 AI 的智能配用电技术、电力电子化系统关键装备与运行控制。E-mail: jiangwei@seu.edu.cn

(编辑 姜新丽)