

智能配电网不平衡问题的主动定位与调控恢复

李一泓¹, 潘宜城², 马萌^{3,4}, 王平^{1,3,4}

(1. 北京大学软件与微电子学院, 北京 102600; 2. 北京大学计算机学院, 北京 100871; 3. 北京大学软件工程国家工程研究中心, 北京 100871; 4. 高可信软件技术教育部重点实验室(北京大学), 北京 100871)

摘要: 在新型电力系统快速发展与高比例分布式能源接入的背景下, 配电网三相不平衡问题日益凸显, 该问题不仅会带来额外损耗, 而且会引发设备损毁、供电中断等安全隐患, 严重威胁智能配电网的安全稳定运行。为此, 提出了智能配电网不平衡问题的主动定位与调控恢复方法——PowerCause。首次将时间序列因果推断引入配电网异常分析领域, 构建了“检测-定位-调控”的全流程解决方案。通过融合格兰杰因果检验与自适应区间检测算法, 实现了无须预训练、不依赖物理拓扑的不平衡根因定位; 基于 OpenDSS 搭建的主动调控系统集成异常仿真、多维度指标采集与调控决策, 形成“自感知-自诊断-自恢复”的闭环控制体系。仿真结果表明, 该方法在根因定位精度和时间效率等各方面具有竞争力, 并且对测量噪声、数据丢失误差等环境影响具有较好的鲁棒性。

关键词: 配电网; 不平衡定位; 根因分析; 主动调控

中图分类号: TM76

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-3750.2025.00482

Active location and recovery of unbalance problems in smart distribution networks

LI Yihong¹, PAN Yicheng², MA Meng^{3,4}, WANG Ping^{1,3,4}

1. School of Software and Microelectronics, Peking University, Beijing 102600, China

2. School of Computer Science, Peking University, Beijing 100871, China

3. National Engineering Research Center for Software Engineering, Peking University, Beijing 100871, China

4. Key Laboratory of High Confidence Software Technologies (Peking University), Ministry of Education, Beijing 100871, China

Abstract: Under the rapid development of new power systems and the high penetration of distributed energy resources, three-phase unbalance issues in distribution networks have become increasingly prominent. This problem not only causes additional losses, but also triggers equipment damage and power supply interruptions, posing significant threats to the secure and stable operation of smart distribution networks. To this end, a method for active location and control recovery of unbalanced problems in smart distribution networks named PowerCause was proposed. The time-series causal inference was introduced into distribution network anomaly analysis, establishing a comprehensive “detection-localization-regulation” solution framework for the first time. By integrating Granger causality tests with adaptive interval detection algorithms, the method achieves unbalanced root cause localization without requiring pre-training or physical topology dependencies. The active regulation system built on OpenDSS incorporates anomaly simulation, multi-dimensional metric collection, and regulation decision-making, forming a closed-loop control system with self-perception, self-diagnosis, and self-recovery capabilities. Simulation results demonstrate the method’s competitive performance in root cause localization

收稿日期: 2024-12-31; 修回日期: 2025-02-23

通信作者: 马萌, mameng@pku.edu.cn; 王平, pwang@pku.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 92167104, No. 62072006); 启元实验室创新基金资助项目 (No. S20210201079); 智能平行技术国家级重点实验室基金资助项目 (No. 2024JK15)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No. 92167104, No. 62072006), Qiyuan Lab Innovation Fund (No. S20210201079), Foundation of Intelligent Parallel Technology Laboratory (No. 2024JK15)

accuracy and time efficiency, along with strong robustness against environmental disturbances such as measurement noise and data loss errors.

Key words: distribution network, unbalance positioning, root cause analysis, active regulation

0 引言

近年来，配电网及其相关技术蓬勃发展^[1]。三相不平衡是配电网最常见的问题之一^[2]，广泛存在于中国、欧美等国家和地区^[3]，其随时间变化的负载水平可能会导致配电网不平衡^[4]，而即便配电网的3个相位在最初构建网络时是平衡的，随着时间的推移，每个相位添加和移除负载，相位之间也会出现不平衡并累积^[5]。

配电网三相不平衡会增加线路^[6]和配电变压器^[6]的电能损耗。在该状况下供电，不仅容易造成电压高的一相的用电设备烧坏，也可能使得电压低的一相的用电设备无法使用。因此，三相配电网不平衡运行时，电力系统的电能质量和用电安全将受到严重影响^[7]。

目前，关于配电网异常分析的主要研究内容如下。

- 在不平衡的分析与研究方面，文献[8-12]详细研究了配电系统中的不平衡问题，并分析了其表征、后果与影响；文献[13]建立了工业园区配电网综合负荷模型，通过混沌粒子群优化算法对模型进行了完整的参数辨识；文献[14]提出了一种针对不平衡配电系统的混合补偿故障分析方法，该方法可以为故障获取合适的边界条件，从而解决各种类型的单一或同时发生的故障。
- 在不平衡的识别与定位方面，文献[15]提出了一种从馈线有功功率测量得出的新不平衡指数、一种不平衡贡献定位算法以及一种根因分析算法，这项工作的最终目标是使用EN50160类型^[16]监测呈现电网不平衡状况的整体视图，并协助配电系统运营商减少不平衡；文献[1]提出了一种通过比较测点处系统侧和负载侧的三相不平衡电压贡献水平来区分主要三相不平衡源位置的方法。
- 在配电网的再平衡方面，文献[17]通过不平衡交流最优潮流框架重点研究配电系统的最佳网络重构问题；文献[4]提出了一种用于

配电变压器组与具有径向结构的特定主馈线之间的相位重排以及沿具有径向结构的馈线的动态相位和负载平衡的技术；文献[18]设计了一种用于低压配电网的住宅负荷转移装置，可以通过改变负荷的连接相位来处理三相不平衡问题。

然而，上述工作需要相对完备的电压、功率与位置数据，侧重于配电网在构建时的最优，而不是在运行时的最优，并且没有将不平衡的定位与再平衡结合起来，形成一个完整的闭环。

时间序列中的因果发现是一个活跃的研究领域，并且任何方法都难以在所有应用场景中保持最佳性能^[19]。目前，在时序因果发现方面的研究如下。

- 皮尔逊相关系数^[20]是一种衡量两个变量之间强度和方向的经典统计指标。
- 格兰杰因果关系^[21]是依赖于使用过去某些时点上所有信息的最佳最小二乘预测的方差，它是一种基于时间序列研究因果关系的经典方法。
- NetMedic^[22]基于一种直观的技术，使用两个组件过去的联合行为模式来估计它们现在的相互影响程度。
- TBAC^[23]基于系统的架构依赖图和解决错误传播的规则集来计算组件异常分数。
- MULAN^[24]以 GraphSage^[25]模型为基础，采用无监督方式学习关联图，进行异常根因定位。
- Amortized Causal Discover^[26]基于机器学习，采用变分自编码器模型来推断异常的因果关系。
- CIRCA^[27]基于因果推理的根本原因分析，形成了一种新的基于无监督因果推理的方法。

各种针对观测数据的因果效应估计方法正如雨后春笋般涌现^[28]。现有的时序因果发现方法大多依赖物理上的拓扑结构，考虑的因果关系更静态，而不是动态；且随着网络结构的增大，这些方法的适应能力会出现明显下降。本文侧重于面向大规模网络，以及不完备的时间序列数据，实现配电网的不

平衡定位与主动调控。

本文首次将配电网的不平衡定位与时间序列上的因果分析结合起来，提出了一种智能配电网的相位不平衡定位与主动调控的方法——PowerCause。该方法能够自动进行异常区间检测，并基于格兰杰因果检验进行不平衡的定位，回溯搜索并生成潜在的根因总线的列表，随后对特定总线采取调控措施，以缓解不平衡带来的影响。这实现了配电网中的相位不平衡从发生到定位再到主动调控的完整闭环。

此外，本文基于OpenDSS^[29]搭建了一套智能配电网异常仿真与主动调控系统。这套系统能够实现自主可控的不平衡注入，采集包括电压、相位角在内的各个维度的指标，并且带有因果分析、主动异常调控模块，以供方法验证。当检测到由各个相位之间的电压不平衡引起异常时，它有能力以更高的准确率定位不平衡的根因所在的总线，其中的主动调控模块能够帮助配电系统脱离异常状态，提供从异常中进行自恢复的能力，有力地提高了电力系统的稳定性和可用性。

在IEEE 123节点测试馈线^[30]等基准模型上的验证结果表明，PowerCause优于其他方法，具有更高的不平衡定位精度和更少的计算开销。此外，它不需要模型预训练的过程，也不需要物理拓扑作为输入，具备良好的时间效率，并对环境影响具备鲁棒性。

1 智能配电网不平衡问题的主动定位与调控恢复方法

本文提出了配电网中从异常检测与定位到主动调控的闭环方法——PowerCause，PowerCause框架如图1所示。该方法解决了异常检测、因果分析和

主动调控这3个核心问题。配电网在运行时收集时间序列总线数据，当检测到存在不平衡引发的异常时，进行因果分析，找到不平衡的根因总线，并进行主动调控，使整个配电系统恢复到正常的工作状态。

1.1 问题定义

针对不平衡定位任务，假设能够从配电网中获取定位所需的所有指标，那么每个总线都有多个指标的指标测量值。这些指标测量值可以被视为输入数据，记作 $(data_1, data_2, \dots, data_M) \in \mathbf{R}^M$ ，其中 M 为输入维度的个数。因此，包含了各种指标测量值的数据样本可以用矩阵 $\mathbf{X} \in \mathbf{R}^{N \times M}$ 表示，其中 N 为受监控总线的数量。在这种情况下，异常定位问题就可以被转化为一个分类任务。具体来说，给定一个数据样本矩阵 \mathbf{X}_i ，不平衡总线 \hat{r}_i 由 $\hat{r}_i = f(\mathbf{X}_i)$ 映射得到，其中 f 表示对不平衡总线进行分类的具体方法。如果 $\hat{r}_i = r_i$ ，那么就可以准确地定位到引起配电网不平衡的总线，其中 r_i 表示与 \mathbf{X}_i 相关的不平衡真实根因总线。

针对异常调控任务，假设调控模块可以从配电网中收集正常运行条件下的总系统损耗 L_N 和当前系统总损耗 L_C 。基于定位任务中确定的 \hat{r}_i 列表执行异常调控。具体而言，异常调控应针对 $\hat{r}_i = r_i$ ，并将目标总线的功率降低到合适的范围，使得 L_C 减小，从而得到合理的调控效果。

1.2 异常检测

时间序列异常检测对金融市场、经济学、地球科学、制造业和医疗保健等众多研究领域和应用都具有重要意义^[31]。PowerCause使用支持政策优化（SPOT, support policy optimization）算法^[32]作为其

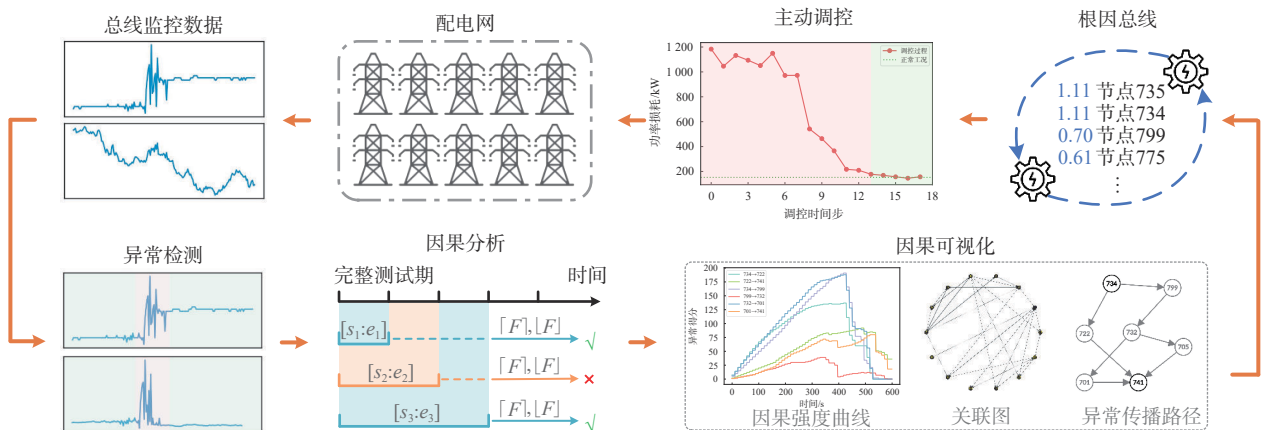


图1 PowerCause框架

初步异常检测器。对于配电网的时间序列监控数据中的每个时间戳，该算法基于极值理论（EVT, extreme value theory）^[33]，根据过去数据的极值，计算观测值出现的高阈值和低阈值。在通常情况下，每个变量的权重分数设为1，用于计算移动平均和移动标准差的滑动窗口大小设为1，异常程度阈值设为0.3。若当前时间戳的监控值高于高阈值或低于低阈值，则视为异常。随后，统计每个总线中检测到的异常值的数量，一旦统计数据超过预定义的异常程度阈值，就会启动诊断。值得注意的是，PowerCause 仅考虑异常间隔内的指标，并丢弃正常数据。

1.3 因果分析

针对配电网三相不平衡的非线性动态场景，PowerCause 通过扩展传统的格兰杰因果关系检验^[21]来捕获更加明显的异常传播关系，进而发现异常因果关系的时间动态。这种因果关系是在稳态的非线性系统机理上更为显著的异常特征，因此能被因果分析算法显性地捕获。

形式上，总线 i 和 j 的度量序列表示为 x_i 和 x_j 。通过格兰杰因果关系检验，构建两个用于预测过去观测值的线性回归模型（部分模型 $\mathcal{M}_{\text{part}}$ 和完全模型 $\mathcal{M}_{\text{full}}$ ）来预测 $x_j(t)$, $t = 1, 2, \dots, T$ ，其中 T 为时间序列长度。完全模型 $\mathcal{M}_{\text{full}}$ 包含更多独立变量 $x_i^{(t-l)}$, $1 \leq l \leq \text{Lag}$ ，表示来自总线 i 的附加信息

$$\mathcal{M}_{\text{part}}: \hat{x}_j^{(t)} = \sum_{l=1}^{\text{Lag}} \alpha_l^{\text{part}} x_j^{(t-l)} + b^{\text{part}} \quad (1)$$

$$\mathcal{M}_{\text{full}}: \hat{x}_j^{(t)} = \sum_{l=1}^{\text{Lag}} (\alpha_l^{\text{full}} x_j^{(t-l)} + \beta_l^{\text{full}} x_i^{(t-l)}) + b^{\text{full}} \quad (2)$$

其中， $\hat{x}_j^{(t)}$ 为预测值， α_l^{part} 、 b^{part} 、 α_l^{full} 、 β_l^{full} 和 b^{full} 为模型参数，Lag 为格兰杰因果关系检验中的滞后阶数。

SSE_{part} 、 SSE_{full} 分别表示部分模型和完全模型的误差平方和。将两种模型计算出来的预测值计算误差平方和 (SSE_{part} , SSE_{full})，具体为计算 $\sum_t (\hat{x}_j^{(t)} - x_j^{(t)})^2$ ，格兰杰因果检验利用 F 分布进行了零假设检验。如果不能拒绝零假设，则意味着这些额外信息无法帮助预测。换句话说， x_i 对 x_j 没有因果影响。因此，可以计算

$$F = \frac{(\text{SSE}_{\text{part}} - \text{SSE}_{\text{full}}) / (d_{\text{full}} - d_{\text{part}})}{\text{SSE}_{\text{full}} / (T - d_{\text{full}} - 1)} \quad (3)$$

其中， d_{part} 和 d_{full} 分别是部分模型和完全模型的自由度，值为 Lag 和 2Lag， T 为时间序列中的样本总数。当 F 小于给定的阈值 α 时，零假设不成立，即 x_i 和 x_j 之间不存在格兰杰因果关系；反之，当 F 大于阈值 α 时，则可以认为总线 i 的时间序列 x_i 对总线 j 的时间序列 x_j 存在格兰杰因果关联。阈值 α 一般取 0.05 或 0.1。

上述过程对每个总线对之间是否存在因果关系进行了检验。然而，因果关系通常是动态变化的。因此，本文采用枚举滑动窗口的方法 $\{[s_q: e_q] | 0 \leq s_q \leq e_q \leq T\}$ (s_q 和 e_q 分别为滑动窗口的左边界和右边界) 来进行格兰杰因果检验，而不再仅限于单一的时间窗口 $[0, T]$ ，从而更全面地捕捉因果关系的变化规律，更准确地理解总线之间的动态影响关系。

滑动窗口大小作为一个超参数，需要平衡信息完整性与噪声抑制：过大易模糊因果特征，过小则易引入随机扰动。本文在实践中，窗口大小为 500 s，滞后阶数 (Lag) 根据配电网的规模设为 2~3 s，步长 (Step) 适配监测动态 (8~12 s)，以匹配配电网时序数据的快速变化特性。值得注意的是，步长 (Step) 和滞后阶数 (Lag) 需要满足 $\text{Step} > 3 \times \text{Lag} + 1$ 。

动态因果强度曲线构建示例如图 2 所示。由图 2 及算法 1 可得 PowerCause 从配电网的时序数据计算动态因果强度曲线 $C_{i,j}$ ，这些曲线反映了从 x_i 到 x_j 的相关性随时间变化的强度。

算法 1 动态因果强度曲线构建

输入： 各节点的时间序列数据 $X \in \mathbf{R}^{N \times T}$ ，格兰杰因果关系显著性值 α ，基本区间长度 L_b

输出： 各节点两两之间的动态因果强度曲线 $C_{i,j} \in \mathbf{R}^{N \times N \times T}$

for each bus pair $i \rightarrow j$ **do**

$C_{i,j} \leftarrow \{0\}^T$

for $s = 0; s \leq T - L_b; s += L_b$ **do**

for $e = s + L_b; e \leq T; e += L_b$ **do**

Estimate the $\lceil F \rceil$ and $\lfloor F \rfloor$

if $\lceil F \rceil$ and $\lfloor F \rfloor$ indicate pruning **then**

Continue

end if

else if $\lceil F \rceil$ and $\lfloor F \rfloor$ indicate causality **then**

Add 1 to $C_{i,j}(s : e)$

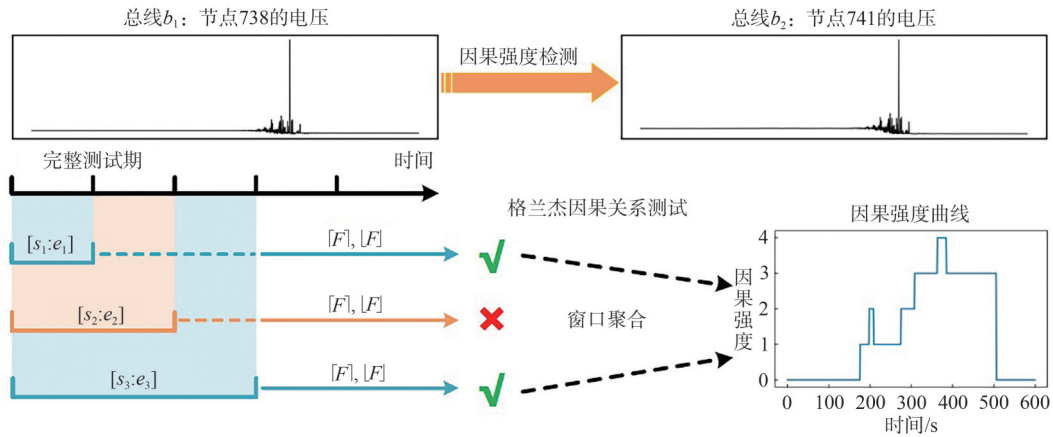


图2 动态因果强度曲线构建示例

```

end if
end for
end for
end for

```

形式上，可以使用有向加权图 $G(V, E, W)$ 来表示配电系统，其中 V 为总线的集合， E 为总线间相关性的集合， W 为相关性强度的集合。PowerCause 基于因果图理论^[34]，将曲线上的因果强度信息统计成总线相关图，提供高度可解释的系统异常诊断和传播路径可视化。首先，通过聚合因果曲线来估计总线 b_i 到各个总线 b_j 的关联关系强度；然后，计算这组总线的自适应阈值 τ ，用于决定哪些总线之间的关联关系强度足够强，以形成总线相关边和边强度；最后，对权重矩阵 W 进行列归一化处理，并在每个时间步骤输出总线相关图。总线相关图构建示例如图3所示，其中，条形图的高度代表总线间的相关性强度，红色虚线表示阈值，用于区分总线间关系的显著与否，圆圈上的每个节点代表一个总线，圆圈之间连接边的粗细与相关性的强度成正比。

1.4 回溯根因分析

PowerCause 在总线相关图上回溯根因分析，以确定三相不平衡是如何从根因总线传播到每条受影响的总线的。在此期间，同时考虑自异常总线的路径相关强度和皮尔逊相关系数来及计算异常得分。随后统计总线出现的概率排名，识别出所有潜在的根因总线，并基于其综合异常得分进行排序，生成候选根因列表。该方法支持多根因共存场景，能够明确区分并优先展示主要根因总线。此外，它还可以输出可能的异常传播路径，这些路径反映了异常扩散时途经的总线。为了避免搜索循环，每个路径中每个总线最多出现一次。

通过以上步骤，发生不平衡的配电网各相位的时间序列输入数据被转化为可能的根因总线的排名，这为异常调控提供了必要条件。对于总线数量较多的配电网，可以将其划分为多个区域，对每个区域分别进行因果分析，汇总得到最终结果，以提高根因定位的准确率。图4展示了由PowerCause计算的IEEE 37节点测试馈线^[30]的几个典型的因果强

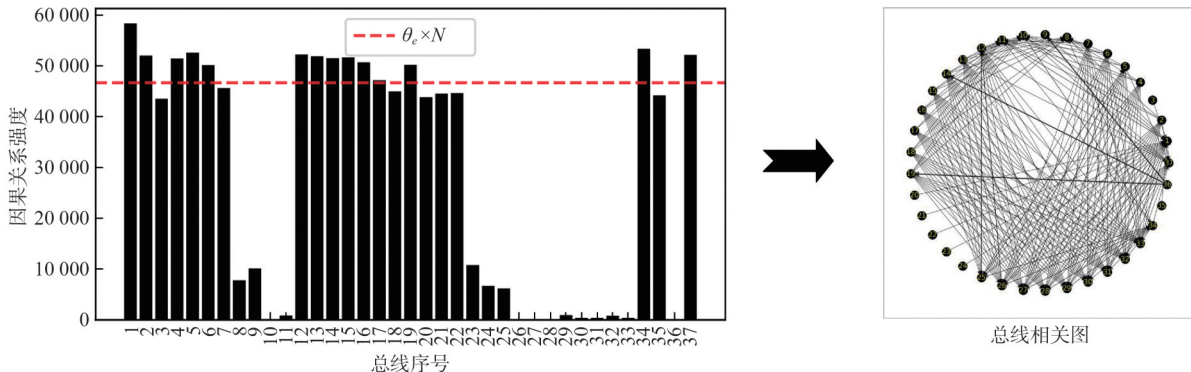


图3 总线相关图构建示例

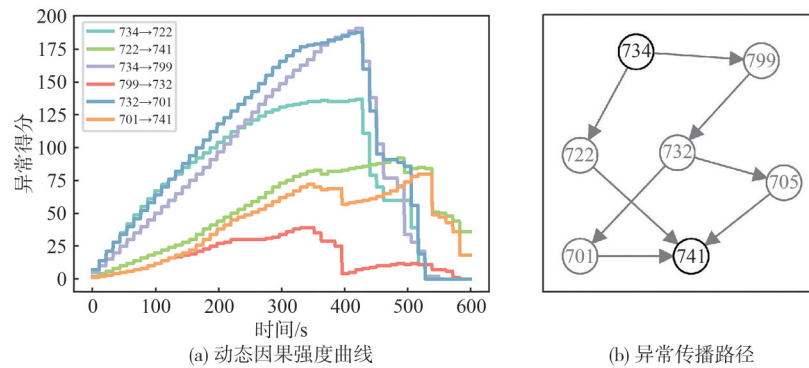


图4 因果强度曲线和异常传播路径生成示例

度曲线和传播路径，其中一个节点代表一条总线， $C_{i,j}$ 通过除以其曲线下面积来归一化。图4展示了根因总线734通过影响不同的总线，形成3条传播路径，最终异常汇入总线741。

1.5 主动异常调控

主动异常调控旨在缓解配电网中已发生的不平衡给整个系统带来的影响。实践中，对各种性能指标的监控贯穿了配电系统运行全过程，以验证调控过程的有效性，进而使PowerCause得以闭环。PowerCause通过逐步降低特定总线的负载来消除不平衡的根源。众多研究表明，当配电网发生三相不平衡引起的异常时，总线电压将发生明显变化，这伴随着系统可用性和安全性的下降。配电网在正常运行时或不平衡被正确消除时，总线电压只在正常范围内轻微波动，且二者的波动曲线基本吻合。因此，可以通过比较调控前后的电压波动来判断调控方案是否有效。

在理想情况下，异常调控的对象是真实的根因总线，无论该总线有多少异常负载，都应得到有效控制。如果在异常调控阶段对该总线降低的负载不足，那么整个系统将仍然处于不平衡状态；如果对该总线降低的负载过多，虽然与之对应的电压波动曲线与不平衡被正确消除时基本吻合，但会以降低整个系统的输电能力作为代价，产生一定的副作用。因此，PowerCause将“不多不少”作为其调控原则。

对配电网进行异常调控，该阶段的输入是不平衡定位的根因列表、当前配电网在正常工况下的系统总损耗 $loss_N$ ，以及损耗变化阈值 t 。 t 是一个百分数，其典型值为1%。根据因果分析得到的 N 个根因总线和它们的排名，依次对各个可能的总线实施

异常调控，具体实施方式为每次降低1%的负载。如果调控的总线正确，整个配电网的损耗 $loss_c$ 会随着时间步的增加而大幅下降，最后维持在正常损耗范围内；如果调控的总线错误，整个配电网的损耗将不会有明显的变化。根据上述特征，异常调控阶段对每个总线尝试调控3个时间步后，若系统当前总损耗 $loss_c$ 没有出现明显下降，则认为当前总线不是实际的根因总线，它将从根因排名中选取下一个总线，继续尝试异常调控；若系统总损耗已经出现明显下降，则当总损耗 $loss_c$ 近似于正常工况时的损耗 $loss_N$ ，并且两者相差不超过阈值 t 时，异常调控成功结束。

2 性能验证与态势熵连续分析

2.1 环境设置

为了验证PowerCause，本文设计并实现了一套智能配电网异常仿真与主动调控环境。配电网的功能基于OpenDSS^[29]实现。在OpenDSS中，总线是具有 $1\sim N$ 个节点的电路元件，是所有其他电路元件的连接点，也是节点对象的容器^[35]。在上述环境基础上，验证环境由以下4个闭环模块构成。

- 配电网仿真平台：同时扮演工作集群与集群管理器的角色，能够生成各总线电压、相位角等多维时间序列，并存储于配电网性能数据库中。
- 配电网性能数据库：用于存储各总线在运行中的电压和相位角等指标数据，具备数据预处理能力，能够实现同维度指标的自动汇总和无关数据的自动剔除，并供配电网性能预测与异常分类器和配电网因果分析器调用。
- 配电网因果分析器：是对PowerCause的不

平衡定位方法的应用，基于因果关系实现对不平衡根因总线的动态定位，并深入揭示异常的传播过程。

- 配电网主动调控器：是对PowerCause的主动调控方法的应用，可以逐步、稳定地调控已识别的根因总线，以主动减轻异常带来的影响。

2.2 验证数据生成

在IEEE 13节点测试馈线、IEEE 37节点测试馈线和IEEE 123节点测试馈线^[30]3个测试馈线上注入不平衡、定位不平衡根因，并进行主动调控，这些测试系统的规模从16到132个总线不等，测试馈线实现细节见表1。

总线的监控数据以时间步为单位，一个时间步的

总线	电压/V	基准频率/Hz	总线个数	总负载/MW	采样间隔/s
13	[115, 4.16, 0.48]	60	13	0.02	1
37	[230, 4.8, 0.48]	60	37	2.59	1
123	[115, 4.16, 0.48]	60	123	3.62	1

长度可以从1s到若干天。采集的数据包括总线级、线路级和系统级。总线级数据包括各总线的电压、相位角；线路级数据包括各线路的电流、相位角、有功损耗、无功损耗等；系统级数据是线路、变压器等所有功率传输部件的损耗。数据采集维度最高可达10⁴，支持添加高斯噪声、随机数据损耗等。

测试通过改变负载来手动注入不平衡，生成所需的异常数据集。在实践中，需要使各负载的有功功率和无功功率在波动过程中服从正态分布，其中正常工作负载的平均功率为负载的标称功率，异常工作负载的平均功率为负载标称功率的e倍负载的功率升压系数。它们功率的标准差是标称功率的四分之一。

随机选取总线的一个或多个相位进行不平衡注入，不平衡总线的功率提升系数e被设为正常功率的1%~30%，而其他总线则在正常功率上下波动。所有总线的功率均满足正态分布，采样间隔设置为1s。从总线上获取以p.u.为单位的电压。对于每一个测试馈线，均选择5个最具代表性的数据集进行实验。配电网具有代表性的异常数据集如图5所示。

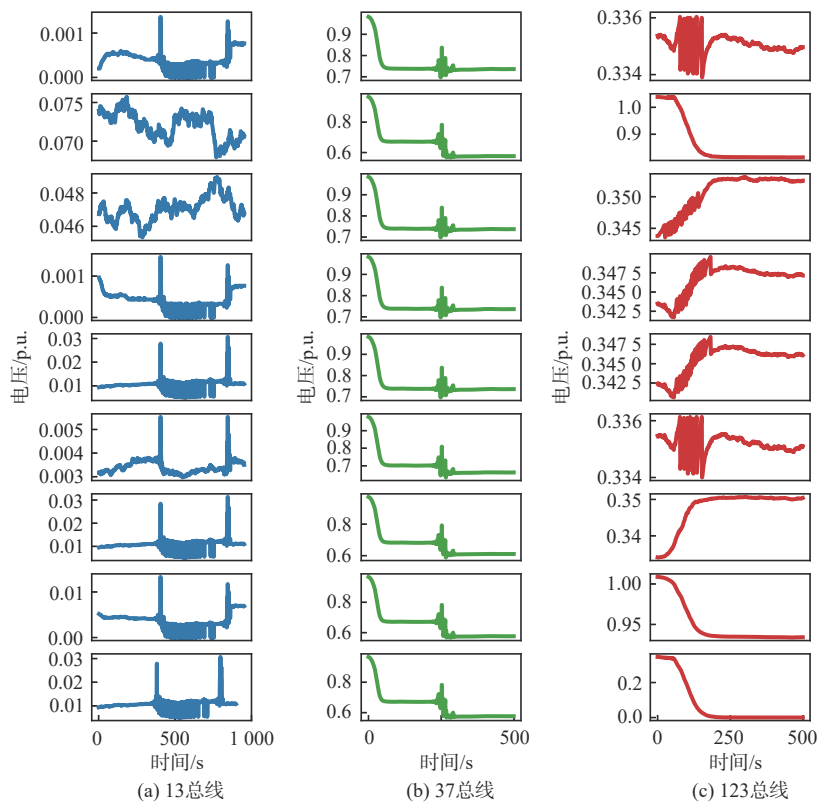


图5 配电网具有代表性的异常数据集

2.3 评估指标

本文使用排序得分 (RankScore) 来评估根因分析的排名表现, 如下

$$\text{RankScore} = \frac{1}{|R^{\text{true}}|} \sum_{v_r \in R^{\text{true}}} s(v_r) \quad (4)$$

$$s(v_r) = \begin{cases} \frac{N - \max(0, \text{rank}(v_r) - |R^{\text{true}}|)}{N}, & v_r \in R^{\text{pred}} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

其中, $\text{rank}(v_r)$ 为总线 v_r 在预测根因列表中的排名, 它的范围为 $1 \sim N$, R^{true} 为真实根因总线的集合, R^{pred} 为预测的根因列表。RankScore 扩展了 Fac-Graph^[36] 和 TBAC^[23] 中提出的简单形式, 以支持定位多个根因。RankScore 反映每个真实根因总线的排名平均值, 特别地, 如果配电网中存在 m 个根因, 当预测的根因总线 v_r 在前 m 名时, 其 $\text{rank}(v_r)$ 将为 1.0, 并随其位置的下降而线性下降, 当其位置接近最后时减小到 0。当所有 m 个根因总线均位于预测根因列表中的前 m 名时, RankScore 将为 100%。

PowerCause 旨在准确稳定地调控配电网不平衡。为此, 本文通过比较异常调控前后的总损耗来衡量调控的准确率, 用尝试调控的总线数量和尝试调控的时间步数来衡量调控的效率, 时间步数的持续时间即调控的响应时间。其中, 理想情况是只尝试一个总线就找到了真实的根因, 而尝试步数与功率提升系数呈现正相关。对异常的调控也可能给配电网带来副作用, 可以用调控准确率与 100% 的差值的绝对值来衡量调控的代价。

配电网异常调控的精度 Acc_r 和成本 Cost_r 的计算方法如下

$$\text{Acc}_r = 100\% - \left| \frac{\text{Loss}' - \text{Loss}}{\text{Loss} - \text{Loss}_{\text{normal}}} + 1 \right| \quad (6)$$

$$\text{Cost}_r = |1 - \text{Acc}_r| \quad (7)$$

其中, Loss、Loss' 分别为调控前和调控后的配电网总损耗, $\text{Loss}_{\text{normal}}$ 为配电网正常运行时的总损耗, 该值在配电网的运行过程中基本不变。

2.4 不平衡定位性能

当前针对配电网三相不平衡问题的研究主要集中于规划阶段的静态优化, 忽视了在实际运行中的最优性, 缺乏根据电压指标对动态运行中的配电网波动引发的不平衡的定位方法, 因此选择通用的异常因果发现方法用于对比验证, 包括皮尔逊

相关系数^[20]、NetMedic^[22]和 TBAC^[23], 使用本文提到的 RankScore 和根因定位计算开销来进行性能评估。

所有实验都是在相同的数据集和相同的计算平台环境中实现的, 装备有 AMD Ryzen 7 PRO 4750U 处理器和 16 GB RAM。不同方法的配电网不平衡定位精度见表 2, 配电网不平衡定位时间开销见表 3。表 3 分别报告了未经预处理和预处理后所得到的结果, 其中皮尔逊相关系数无须对数据进行预处理, 只报告了该方法未经预处理的结果。值得注意的是, 预处理只有初次定位需要, 之后的定位则不需要。

表 2 不同方法的配电网不平衡定位精度

方法	定位精度		
	13 总线	37 总线	123 总线
NetMedic	69.23%	94.60%	60.48%
TBAC	84.62%	87.84%	95.16%
皮尔逊	71.79%	39.19%	16.13%
PowerCause	94.87%	98.65%	99.19%

表 3 配电网不平衡定位时间开销

方法	未经预处理和预处理后的时间开销/s		
	13 总线	37 总线	123 总线
NetMedic	23.017 7/ 0.112 1	310.658 1/ 0.280 6	7 786.425 6/ 2.068 2
TBAC	13.527 6/ 0.072 4	115.455 2/ 0.204 1	1 251.438 9/ 1.544 0
皮尔逊	0.014 6	0.109 9	0.945 5
PowerCause	24.081 0/ 0.412 7	138.482 2/ 1.128 5	884.885 0/ 6.853 6

随着配电网的结构变得复杂, 相互影响、相互耦合的总线变多, 不平衡定位变得更加困难。由于皮尔逊相关系数采用静态统计相关性分析, 其线性假设难以解析动态变化的配电系统, 其定位精度随网络规模增大而大幅衰减。NetMedic 通过历史行为模式匹配构建组件影响矩阵, 其基于时间滑窗的关联分析虽可识别周期性异常, 但难以建模秒级瞬态扰动的配电网因果时序, 导致时间开销随拓扑复杂度超线性增长。TBAC 依赖预定义的架构依赖图与传播规则集, 其基于图遍历的异常评分机制在小规模系统中具有计算效率优势, 但面对动态重构的配电网时, 难以适应拓扑变化, 造成

定位准确率下降。而 PowerCause 具备动态因果推理和根因回溯机制，能够突破传统方法对稳态假设的依赖，在性能和计算开销的综合性能方面优于其他方法。

2.5 主动调控性能

作为数据驱动方法，PowerCause 对于具体的环境，能够根据异常的实时发生给出诊断和调控建议。当检测到新异常时（如负载波动引发的相间不平衡），PowerCause 会触发总线相关图重构与根因重定位，确保调控策略与当前拓扑结构与状态同步。调控效率的高低取决于真实根因的总线在根因排名的先后。配电网主动调控性能见表 4。表 4 展示了 3 张配电网中，不平衡在不同的相位注入，功率提升系数也不同的情况下的主动调控性能对比。PowerCause 的异常调控成功率不低于 96%，调控过程中尝试的总线数量一般不大于总线总数的四分之一，调控给配电网带来的代价不大于 4%。

表 4 配电网主动调控性能

总线	注入总线	注入相位	功率提升系数	调控尝试总线数	调控响应时间/s	调控准确率 Acc_r	调控开销 $Cost_r$
13	646	a、b、c	5.0%	2	9	99.32%	0.68%
37	734	c	2.0%	2	7	97.60%	2.40%
123	65	a	3.0%	14	43	96.74%	3.26%

图 6 展示了 IEEE 37 节点测试馈线典型异常调控过程，其中配电网正常工作时的平均总损耗为 152.16 kW。在实践中，每个时间步为 1 s。第 0 个时间步是不平衡发生之时，第 1 个到 3 个时间步和第 4 个到 6 个时间步分别是第一次和第二次调控的尝试，期间电网的总损耗均未发生显著的下降。从第 7 个时间步开始，主动调控器尝试的总线是真实的根因总线，电网的总损耗大幅下降，并最终被调控到正常工作时的平均损耗附近，主动调控器在合计尝试了 3 个总线和 17 个时间步（即 17 s）后，成功完成了它的任务。

对于上述调控过程（以功率提升 5.0% 为例），在调控完成后，异常总线的电压（以 p.u. 计）在 1 min 内的方差为 0.000 11，在 1 h 内的方差为 0.000 34，3 h 内的方差为 0.001 7。尽管方差随观测时间延长略有上升，但整体均处于低量级范围，表明系统在暂态过程和长期运行中均能维持电压相对稳定，具备良好的调控能力和稳定性。

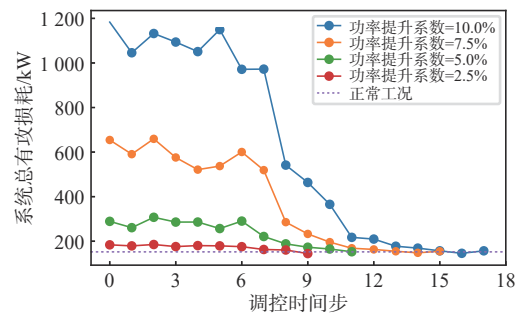


图 6 IEEE 37 节点测试馈线典型异常调控过程

2.6 有效性验证

为了验证 PowerCause 应对测量噪声的有效性，本文在测量中添加噪声进行实验和分析。在真实环境中，噪声是由传感器、量化和信号处理中的误差引起的，无论电压和测量参数如何，这些误差都保持相似。

对于常规相量测量单元（PMU, phasor measurement unit）数据，本文设置 3 类噪声场景。

- 基础高斯噪声：信噪比（SNR, signal-to-noise ratio）为 45 dB，作为典型工况^[37]。
 - 脉冲噪声：伯努利-高斯混合模型（出现概率 5%、噪声强度 2.0），模拟突发干扰。
 - 极端高斯噪声：65 dB SNR，用于验证 PowerCause 在极高噪声水平下的鲁棒性。
- 除此之外，本文还模拟了一系列的数据丢失的场景，丢失比例均不超过 20%。
- 总线级数据丢失：同时丢失多个总线的全部测量数据（排除真实根因总线）。
 - 相位级数据丢失：同时丢失多个总线的多个相位的全部测量数据。
 - 突发性数据丢失：突发性丢失多个采样点的测量数据。

PowerCause 应对噪声和数据丢失的性能表现见表 5。表 5 展示了正常采样、包含噪声采样和包含数据丢失的采样的各种情况在 IEEE 13 节点测试馈线中的异常定位性能表现对比。用于对比的其他方法在总线和相位的部分数据丢失的情况下的异常定位准确度出现了不降反升的现象，可能的原因是与真实根因总线无关的采样数据减少了，也就帮助提高了定位精度。

在添加了各种噪声的测量数据中，各方法的准确度均出现了下降，但 PowerCause 的准确度仍旧表现出强大的竞争力，在数据丢失的情况下也是如

此，定位准确度均不低于74%，有力地验证了它的有效性。

2.7 态势熵连续分析

态势熵是表征电力系统等复杂网络系统运行态势偏离稳态程度的量化指标，其本质是通过动态因果网络刻画系统中多要素耦合作用的不确定性强度。本文提出的PowerCause方法通过构建异常状态下的动态总线相关图及其因果强度实现态势熵的量化，以反映复杂网络中各种因素的不确定性和变化趋势。在运行过程中，PowerCause持续构建各总线之间的相关图，对配电网拓扑结构的态势熵进行连续分析，从而实现异常态势根因溯源、异常态势自主调控等功能。

图7展示了配电网动态总线相关图。如图7所示，在正常工况、异常工况随机抽取一幅各总线的相关图，其中每个方格表示横坐标总线对纵坐标总线的影响，颜色越深，表示影响程度越高。在图7(a)中的正常工况下，没有呈现明显的异常影响关系；而在图7(a)的异常工况下，注入异常的35号总线影响到了大量的其他总线，且受影响的程度也较大，因此该总线所在的一行出现了较多的深色值。从图7

可以看出，从正常工况到异常工况，配电网的各总线之间的相互影响发生了变化，即态势熵在动态变化。

3 结束语

本文提出了面向配电网的三相不平衡定位与主动闭环调控的方法——PowerCause，并搭建了闭环验证环境。实验结果表明，不平衡定位准确率超过90%，主动调控成功率超过95%，系统开销不超过5%。本文通过深入的实验，验证了PowerCause在定位性能和计算开销等方面与其他方法具有竞争力，并对测量噪声和数据丢失误差具有很强的鲁棒性。PowerCause实现了配电网的三相不平衡异常从发生到定位再到主动调控的完整闭环，大大提高了电力系统的态势感知能力。

在将来，PowerCause的优化与拓展将围绕以下几个关键方向展开。

- 针对多点异常调控问题，拟构建基于多智能体协同决策的分布式调控框架，通过设计节点间势能博弈模型与异步通信协议，预期实现异常同步调控成功率不小于90%。

表5 PowerCause应对噪声和数据丢失的性能表现

方法	无噪声	高斯噪声	脉冲噪声	极端噪声	总线丢失	相位丢失	突发丢失
NetMedic	69.23%	64.10%	48.72%	43.59%	79.26%	74.36%	51.28%
TBAC	89.74%	84.61%	64.11%	58.98%	80.65%	89.74%	74.36%
皮尔逊	71.79%	69.23%	53.84%	64.10%	81.82%	64.57%	62.70%
PowerCause	97.44%	92.31%	74.36%	87.18%	93.94%	92.31%	92.31%

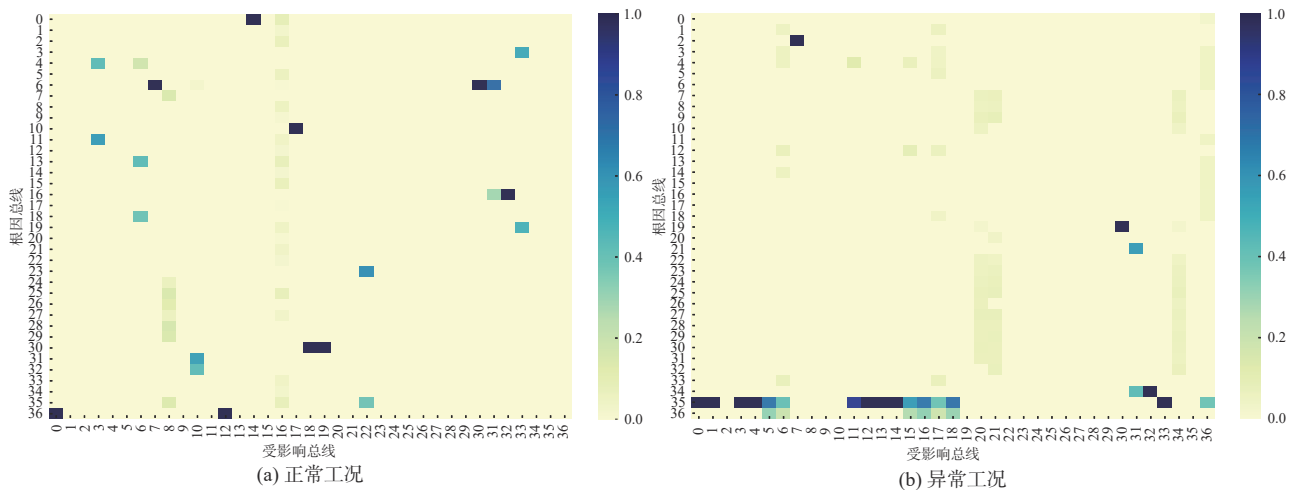


图7 配电网动态总线相关图

- 为增强结构自适应能力, 将开发动态拓扑识别算法(融合图神经网络与在线参数辨识), 目标在拓扑变化后 30 s 内完成新结构建模, 通信开销控制在拓扑节点数的线性复杂度。
- 故障调控模块将引入多目标优化策略, 结合模型预测控制与深度强化学习, 在保障电压稳定(偏差<2%)前提下降低调控成本 20%, 最终形成“预测-定位-调控”三位一体的主动干预体系, 推动配电网智能化运维向预防性模式转型。

参考文献:

- [1] BAIRAMI S, SALIMI M, MIRABBASI D. A novel method for maximum power point tracking of the grid-connected three-phase solar systems based on the PV current prediction[J]. Chinese Journal of Electronics, 2023, 32(2): 353-364.
- [2] YUE L, XU K, SUN J J, et al. Research on the source tracing method of three-phase unbalance based on equivalent circuit[C]//Proceedings of the 2023 International Seminar on Computer Science and Engineering Technology (SCSET). Piscataway: IEEE Press, 2023: 687-689.
- [3] MA K, FANG L R, KONG W W. Review of distribution network phase unbalance: scale, causes, consequences, solutions, and future research directions[J]. CSEE Journal of Power and Energy Systems, 2020, 6(3): 479-488.
- [4] SITI M W, NICOLAE D V, JIMOH A A, et al. Reconfiguration and load balancing in the LV and MV distribution networks for optimal performance[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2007, 22(4): 2534-2540.
- [5] OCHOA L F, CIRIC R M, FELTRINA P, et al. Evaluation of distribution system losses due to load unbalance[C]//Power System Computation Conference (PSCC) 2005. Liege, Belgium. 2005: 6, 26-28.
- [6] SALUSTIANO R, MARTINEZ M, NETO E. The unbalanced load cost on transformer losses at a distribution system[C]//Proceedings of the 22nd International Conference and Exhibition on Electricity Distribution (CIRED 2013). Institution of Engineering and Technology, 2013: 0885-0885.
- [7] 吕琨璐. 配电网三相不平衡的危害及改进措施[J]. 今日科技, 2013(4): 121.
LYU K L. Harm and improvement measures of three-phase imbalance in distribution network[J]. Modern Science, 2013(4): 121.
- [8] GIRIGOUDAR K, ROALD L A. On the impact of different voltage unbalance metrics in distribution system optimization[J]. Electric Power Systems Research, 2020, 189: 106656.
- [9] BINA M T, KASHEFI A. Three-phase unbalance of distribution systems: complementary analysis and experimental case study[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2011, 33(4): 817-826.
- [10] WOOLLEY N C, MILANOVIC J V. Statistical estimation of the source and level of voltage unbalance in distribution networks[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2012, 27(3): 1450-1460.
- [11] YAN R F, SAHA T K. Investigation of voltage imbalance due to distribution network unbalanced line configurations and load levels[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2013, 28(2): 1829-1838.
- [12] TORREZAN G F, OLESKOVICZ M, DA SILVA PESSOA A L. Analysis of voltage unbalance in a distribution system via OpenDSS software[C]//Proceedings of the 2018 Simposio Brasileiro de Sistemas Eletricos (SBSE). Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-5.
- [13] WANG T L, YAN X H. Research on modeling and parameter identification of comprehensive load model of distribution network in industrial park[J]. Chinese Journal of Electronics, 2024, 33(1): 264-273.
- [14] LIN W M, OU T C. Unbalanced distribution network fault analysis with hybrid compensation[J]. IET Generation Transmission & Distribution, 2011, 5(1): 92-100.
- [15] SINGH U, SOLOMON R, ALIZADEH-MOUSAVI O. Monitoring-based localization of unbalances and root cause analysis in low-voltage distribution systems[J]. IEEE Systems Journal, 2023, 17(3): 4177-4188.
- [16] MASETTI C. Revision of European Standard EN 50160 on power quality: reasons and solutions[C]//Proceedings of 14th International Conference on Harmonics and Quality of Power-ICHQP 2010 Piscataway. IEEE Press, 2010: 1-7.
- [17] LIU Y K, LI J, WU L. Coordinated optimal network reconfiguration and voltage regulator/DER control for unbalanced distribution systems[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(3): 2912-2922.
- [18] BAO G H, KE S K. Load transfer device for solving a three-phase unbalance problem under a low-voltage distribution network[J]. Energies, 2019, 12(15): 2842.
- [19] ASSAAD C K, DEVIJVER E, GAUSSIER E. Survey and evaluation of causal discovery methods for time series[J]. Journal of Artificial Intelligence Research, 2022, 73: 767-819.
- [20] KARL P. Contributions to the mathematical theory of evolution, III: regression, heredity, and panmixia[J]. Proceedings of the Royal Society of London, 1896, 59(1): 69-71.
- [21] GRANGER C W J. Investigating causal relations by econometric models and cross-spectral methods[J]. Econometrica, 1969, 37(3): 424.
- [22] KANDULA S, MAHAJAN R, VERKAIK P, et al. Detailed diagnosis in enterprise networks[J]. ACM SIGCOMM Computer Communication Review, 2009, 39(4): 243-254.
- [23] MARWEDE N, ROHR M, VAN HOORN A, et al. Automatic failure diagnosis support in distributed large-scale software systems based on timing behavior anomaly correlation[C]//Proceedings of the 2009 13th European Conference on Software Maintenance and

Reengineering. Piscataway: IEEE Press, 2009: 47-58.

- [24] ZHENG L C, CHEN Z Z, HE J R, et al. Multi-modal causal structure learning and root cause analysis[J]. arXiv preprint, 2024, arXiv: 2402.02357.
- [25] HAMILTON W L, YING R, LESKOVEC J. Inductive representation learning on large graphs[J]. arXiv preprint, 2017, arXiv: 1706.02216
- [26] LÖW S, MADRAS D, ZEMEL R, et al. Amortized causal discovery: learning to infer causal graphs from time-series data[J]. arXiv preprint, 2020, arXiv: 2006.10833
- [27] LI M J, LI Z Y, YIN K L, et al. Causal inference-based root cause analysis for online service systems with intervention recognition[C]// Proceedings of the 28th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. New York: ACM, 2022: 3230-3240.
- [28] YAO L Y, CHU Z X, LI S, et al. A survey on causal inference[J]. ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data, 2021, 15(5): 1-46.
- [29] DUGAN R C, MCDERMOTT T E. An open source platform for collaborating on smart grid research[C]//Proceedings of the 2011 IEEE Power and Energy Society General Meeting. Piscataway: IEEE Press, 2011: 1-7.
- [30] KERSTING W H. Radial distribution test feeders[C]//Proceedings of the 2001 IEEE Power Engineering Society Winter Meeting. Conference Proceedings. Piscataway: IEEE Press, 2001: 908-912.
- [31] ZAMANZADEH DARBAN Z, WEBB G I, PAN S R, et al. Deep learning for time series anomaly detection: a survey[J]. ACM Computing Surveys, 2025, 57(1): 1-42.
- [32] 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. New York: ACM, 2017: 1067-1075.
- [33] HAAN L, FERREIRA A. Extreme value theory: an introduction[M]. New York: Springer, 2006.
- [34] SPIRITES P, GLYMOUR C, SCHEINES R. Causation, prediction, and search[M]. Cham: Springer New York, 1993.
- [35] DUGAN R C, MONTENEGRO D. Reference guide: the open distribution system simulator (opendss)[J]. Electric Power Research Institute, Inc, 2012, 7: 29.
- [36] LIN W L, MA M, PAN D S, et al. FacGraph: frequent anomaly correlation graph mining for root cause diagnose in micro-service architecture[C]//Proceedings of the 2018 IEEE 37th International Performance Computing and Communications Conference (IPCCC). Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-8.
- [37] BROWN M, BISWAL M, BRAHMA S, et al. Characterizing and quantifying noise in PMU data[C]//Proceedings of the 2016 IEEE Power and Energy Society General Meeting (PESGM). Piscataway: IEEE Press, 2016: 1-5.

[作者简介]



李一泓(1999-), 男, 北京大学软件与微电子学院硕士生, 主要研究方向为微服务、配电网等复杂网络系统中的故障模拟和数据驱动异常诊断方法等。



潘宜城(1997-), 男, 北京大学计算机学院博士生, 主要研究方向为网络服务系统故障分析诊断、复杂系统动态因果分析等。



马萌(1986-), 男, 北京大学副研究员, 主要研究方向为态势表征计算、网络服务系统故障分析诊断、智能交通系统分析等。



王平(1961-), 男, 北京大学教授, 主要研究方向为信息安全与隐私保护、智能计算与感知、大数据计算与人工智能。