

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.231189

基于混合量测状态估计的配电网故障定位方法

季亮¹, 殷佳明¹, 姜恩宇¹, 洪启腾², 李博通³, 李振坤¹

(1. 上海电力大学电气工程学院, 上海 200090; 2. 英国思克莱德大学, 英国 格拉斯哥 G1 1RD;
3. 天津大学电气自动化与信息工程学院, 天津 300072)

摘要: 微型相量测量单元(micro-phasor measurement unit, μ PMU)为配电自动化的进一步升级提供了良好的量测基础, 但现阶段电网中 μ PMU数量有限, 难以满足传统配电网故障定位的需求。针对该问题, 结合电网中 μ PMU与智能电表等量测设备, 并基于虚拟节点的多重状态估计方法, 提出了一种基于混合量测状态估计的故障定位方法。首先, 通过等效变换将 μ PMU和智能电表的测量信息输入到故障状态估计器当中。然后, 利用 μ PMU将网络划分为不同的区域。根据状态估计结果计算故障电流, 缩小故障搜索区域以减少计算复杂度。为了识别区域内的故障位置, 通过设置附加虚拟故障节点形成多种特定的故障拓扑结构并执行多重状态估计, 计算出用于识别故障位置的加权测量残差指标, 以确定故障位置。最后, 在实时仿真系统(real-time digital simulation, RTDS)中进行仿真测试, 结果表明所提方法在不同故障场景下均能准确有效地定位故障, 且对量测误差具有较好的鲁棒性。

关键词: 配电网; 故障定位; 状态估计; 微型相量测量单元; 智能电表; 混合量测

A fault location method based on hybrid measurement state estimation for a distribution network

Ji Liang¹, Yin Jiaming¹, Jiang Enyu¹, Hong Qiteng², Li Botong³, Li Zhenkun¹

(1. School of Electrical Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China;
2. University of Strathclyde, Glasgow G1 1RD, United Kingdom; 3. School of Electrical
Automation and Information Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: The micro-phasor measurement unit (μ PMU) provides a measurement basis for distribution automation upgrade, but the present stage of the number of μ PMU cannot really meet the needs of fault location in a traditional distribution network. To address this, this paper proposes a fault location method based on hybrid measurement state estimation by integrating the μ PMU and a smart meter (SM) and considering a multiple state estimation method of virtual buses. First, the measurement data from the μ PMU and smart meter are input into the state estimator by equivalent transformation. Then, the positions of the μ PMU are exploited to divide the network into different zones. It calculates fault current by estimated results to restrict the fault searching zone and to reduce computational complexity. To locate the fault within the identified zone, additional virtual buses are placed to form a multiple specific fault topology and execute fault state estimation respectively. This calculates the weighted measurement residual index to identify the fault location. Finally, through real-time digital simulation system (RTDS) tests, the results verify that the method can precisely ascertain the fault locations in various fault scenarios and has good robustness to measurement noise.

This work is supported by the General Program of National Natural Science Foundation of China (No. 52177098).

Key words: distribution network; fault location; state estimation; micro-phasor measurement unit (μ PMU); smart meter; hybrid measurements

0 引言

配电系统的稳定运行是保证供电可靠性的基础,

基金项目: 国家自然科学基金面上项目资助(52177098); 国网河南省电力公司科技项目资助(5217H0220001)

为了减少故障持续时间, 需要快速且准确地定位出故障位置。随着高比例的分布式能源广泛接入配电系统当中, 传统的单电源系统逐渐向多电源系统转换, 使得配电网的结构更加复杂多变, 这给配电网故障后的快速恢复带来了更大的挑战^[1-5]。另一方面, 由于相量测量单元(phasor measurement units, PMU)

等高精度低延时量测设备的广泛应用, 配电系统的监测能力得到了极大的改善, 这也为配电网故障定位技术的发展带来了新的机遇^[6-7]。

目前的定位方法整体可以分为阻抗法^[8-9]、行波法^[10-12]和基于知识训练的方法^[13-14]。传统阻抗法将电网元件参数和电压、电流量测值代入方程中计算故障位置, 这种方法计算简单, 但是精度较低, 对高过渡电阻故障情况和 DG 接入的复杂配电网适应性较弱, 并且可能会出现多重计算结果的问题, 影响故障位置的识别可靠性。行波法利用高精度和高速通信的设备识别行波信号, 捕获和分析故障时产生的行波或者特定装置发出的反射波, 这种方法更适用于长线路输电网而不是线路较短的配电网; 基于知识训练的方法, 例如专家系统、神经网络和支持向量机等, 通过对大量的测量数据进行特征提取与归类来识别故障位置, 然而需要大量的实际量测数据并且计算负担很重, 难以适应实际配电网中复杂多变的情况。

最近几年, 一些智能电子设备(intelligent electronic device, IED)例如高精度和高频率采样的 PMU, 逐渐应用于配电系统当中, 有效提高了电网的监测性能^[15]。一些文献运用广域量测的方法将多设备的信息共同运用于故障定位当中^[16-19]。文献[16]利用配电网的保护装置状态与智能电表信息, 提出了一种基于模糊 Petri 技术的故障诊断模型, 利用保护装置状态和故障指示器等离散证据对故障区段进行估计, 同时定义了失配指数以避免故障位置的多重估计。文献[17]建立了一种混合整数线性模型, 通过描述多种传感设备与故障位置之间的函数关系搜索故障位置, 这种方法依赖于多重假设的概率计算, 往往增加了计算的复杂性。文献[18]在保证配电网完全可观的前提下, 利用有限的 PMU 设备对配电网进行区域划分, 通过监测电流的突变缩小故障搜索范围, 基于不平衡电流值确定故障位置。文献[19]仅需利用部分 PMU 和智能电表设备, 根据短路理论识别配电网的电压暂降区域, 避免了多次迭代, 然而该方法仅将故障范围缩小到距离故障最近的节点当中, 无法进一步确定更加精确的位置。

由于 PMU 设备可以提供高传输速率和高精度的采样信息, 这对提升配电网的监测能力起到了重要作用, 使其广泛运用于状态估计等领域^[20]。这也为故障定位提供了新的解决思路, 一些研究将高精度状态估计应用于故障定位当中。文献[21]中假设在配电系统的所有节点安装 PMU 设备, 提出了基于最小二乘状态估计的故障定位方法, 通过设置附加虚拟故障点, 进行多重估计计算残差来识别故障

位置。然而, 由于经济成本的限制, PMU 难以布置在所有节点上。文献[22]收集配电系统中有限 PMU 设备的故障信息输入到经过修正的状态估计当中, 同时将配电网分为多个独立的区域并假设故障来识别故障发生区域和节点。文献[23]基于图论的方法将网络等效为多个子图, 通过归量搜索区域中线路的图模型来识别故障发生位置, 由于该方法是子图为单位进行识别, 因此仅能确定故障范围, 无法进一步精确定位。文献[24]在网络中添加故障支路, 计算状态估计总残差序列以缩小故障范围, 再根据首末端阻抗角相位变化差异确定故障线路。然而该方法将所有节点都作为假设故障点进行单独的状态估计过程, 增加了计算负担和耗时。

针对上述方法存在的问题, 本文提出了一种基于混合量测状态估计的配电网故障定位方法。融合 μ PMU 与智能电表的故障数据作为量测量, 通过对混合测量数据的变换和量测误差协方差的修正以及时间戳的同步为状态估计提供统一的量测数据, 用于估计网络的故障状态; 此外, 为了减少后续状态估计的运行次数并缩短故障定位运行时间, 将网络划分为若干相邻的子区域。利用故障后估计结果中的电流分布情况判断故障发生区域, 快速缩小故障搜索范围; 然后, 在故障区域内设置附加故障节点并执行多重故障状态估计, 计算加权测量残差值(weighted measurement residual, WMR), 通过比较识别故障线路的故障位置, 最终实现故障的精确定位; 最后通过仿真算例验证了所提故障定位方法在不同故障场景和量测噪声下的定位准确性和可靠性。

1 混合量测下的故障状态估计

在实际的配电网中, 交叉分布着 μ PMU 和智能电表等量测设备以及伪量测, 这些系统通常是相互独立的。并且, 不同量测设备的量测类型和数据更新时间具有较大差异, 为了将它们的数据应用到故障状态估计当中, 本文将从量测转换和时间统一两个方面对混合量测进行融合, 共同形成对配电网整体的观测, 为之后的故障定位提供量测基础。

1.1 混合量测的解耦变换

上述系统的量测大多为非线性的, 本文采用量测变换的方法将系统中的初始量测量统一转换为虚部与实部分离的等值线性量测量^[25]。 μ PMU 采集的是节点三相电压与支路电流的幅值与相角。这些量测是非线性的, 进行线性变换得到电压的实部 $\tilde{V}_{i, re}$ 与虚部 $\tilde{V}_{i, im}$ 和电流的实部 $\tilde{I}_{ij, re}$ 与虚部 $\tilde{I}_{ij, im}$ 。

$$\tilde{V}_{i, re} + j\tilde{V}_{i, im} = V_{i, P} \cos \theta_{i, P} + jV_{i, P} \sin \theta_{i, P} \quad (1)$$

$$\tilde{I}_{ij, \text{re}} + j\tilde{I}_{ij, \text{im}} = I_{ij, \text{P}} \cos \theta_{ij, \text{P}} + jI_{ij, \text{P}} \sin \theta_{ij, \text{P}} \quad (2)$$

式中, $V_{i, \text{P}}$ 、 $\theta_{i, \text{P}}$ 和 $I_{ij, \text{P}}$ 、 $\theta_{ij, \text{P}}$ 分别为 μPMU 设备安装位置处的节点电压与支路电流测量值的幅值与相角。

将智能电表的电压幅值测量值进行量测转换, 以电压量测为例, 利用相角已知的节点递推到智能电表所在节点的电压相量作为参考值。

$$\tilde{V}_{i, \text{re}} + j\tilde{V}_{i, \text{im}} = \frac{V_{i, \text{re}}}{\sqrt{V_{i, \text{re}}^2 + V_{i, \text{im}}^2}} V_{i, \text{S}} + j \frac{V_{i, \text{im}}}{\sqrt{V_{i, \text{re}}^2 + V_{i, \text{im}}^2}} V_{i, \text{S}} \quad (3)$$

式中: $V_{i, \text{re}}$ 和 $V_{i, \text{im}}$ 为电压相量实部与虚部的状态估计值; $V_{i, \text{S}}$ 为智能电表电压幅值测量值。

功率量测值转换为等效支路电流。

$$\tilde{I}_{ij, \text{re}} = \frac{P_{ij, \text{S}} V_{i, \text{re}} + Q_{ij, \text{S}} V_{i, \text{im}}}{V_{i, \text{re}}^2 + V_{i, \text{im}}^2} \quad (4)$$

$$\tilde{I}_{ij, \text{im}} = \frac{P_{ij, \text{S}} V_{i, \text{im}} - Q_{ij, \text{S}} V_{i, \text{re}}}{V_{i, \text{re}}^2 + V_{i, \text{im}}^2} \quad (5)$$

式中, $P_{ij, \text{S}}$ 与 $Q_{ij, \text{S}}$ 分别为支路 ij 处智能电表测得的支路有功功率量测、无功功率量测。

针对节点注入功率, 除了智能电表的量测以外, 注入功率伪量测值的间接量测也存在于配电系统中当中^[26], 作为智能电表设备功率量测的补充。将注入功率转化为等效节点注入电流量测, 如式(6)和式(7)所示。

$$\tilde{I}_{i, \text{re}} = \frac{P_{i, \text{pse}} V_{i, \text{re}} + Q_{i, \text{pse}} V_{i, \text{im}}}{V_{i, \text{re}}^2 + V_{i, \text{im}}^2} \quad (6)$$

$$\tilde{I}_{i, \text{im}} = \frac{P_{i, \text{pse}} V_{i, \text{im}} - Q_{i, \text{pse}} V_{i, \text{re}}}{V_{i, \text{re}}^2 + V_{i, \text{im}}^2} \quad (7)$$

式中, $P_{i, \text{pse}}$ 与 $Q_{i, \text{pse}}$ 为智能电表测得的节点 i 处的注入功率量测值。若该节点缺少智能电表的注入功率量测, 则通过伪量测进行补充。

实际量测经过等效变换后, 量测的误差协方差也将发生变化, 因此还需要对量测误差协方差进行等效变换。根据误差传播规律^[21]评估等效量测的电压与电流协方差。以电压量测为例进行误差等效变换, 等效节点电压的协方差矩阵 $\tilde{\mathbf{R}}_{V_i}$ 可以表示为

$$\tilde{\mathbf{R}}_{V_i} = \begin{bmatrix} \tilde{R}_{V_i}^{\text{re, re}} & \tilde{R}_{V_i}^{\text{re, im}} \\ \tilde{R}_{V_i}^{\text{im, re}} & \tilde{R}_{V_i}^{\text{im, im}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (\cos \theta_i)^2 \sigma_{V_i}^2 + (V_i \sin \theta_i)^2 \sigma_{\theta_i}^2 & \sin \theta_i \cos \theta_i (\sigma_{V_i}^2 - V_i^2 \sigma_{\theta_i}^2) \\ \sin \theta_i \cos \theta_i (\sigma_{V_i}^2 - V_i^2 \sigma_{\theta_i}^2) & (\sin \theta_i)^2 \sigma_{V_i}^2 + (V_i \cos \theta_i)^2 \sigma_{\theta_i}^2 \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中: $\tilde{R}_{V_i}^{\text{re, re}}$ 与 $\tilde{R}_{V_i}^{\text{im, im}}$ 分别为等效电压量测实部与虚部的自协方差; $\tilde{R}_{V_i}^{\text{re, im}}$ 、 $\tilde{R}_{V_i}^{\text{im, re}}$ 分别为等效电压量测实部与虚部的互协方差, $\tilde{R}_{V_i}^{\text{re, im}} = \tilde{R}_{V_i}^{\text{im, re}}$; V_i 、 θ_i 分别为节

点 i 处的电压幅值与相角量测; σ_{V_i} 、 σ_{θ_i} 分别为节点 i 处的电压幅值与相角量测误差的标准差。直接测量得到的支路电流的协方差矩阵与上式类似。此外, 由支路功率与注入功率量测等效为电流的协方差矩阵可同理得出。

1.2 混合量测时间统一

由于多个量测系统之间不同的采样率会产生采样时刻的差异, 而上述静态状态估计中的量测量需要在同一个时间点上。为了避免时间不同步对量测误差产生的影响, 将各量测的时间进行统一。

对于 μPMU 的量测, 假设故障发生的时间为 t_0 , 设置故障后的一个时间窗口 $[t_0, t_0 + \tau]$ 。针对 μPMU 的采样数据, 由于 μPMU 的采样间隔小, 因此将 μPMU 数据的更新时刻 $t_k \in [t_0, t_0 + \tau]$ 作为统一基准时刻。

对于智能电表量测, 其采样时间间隔相对较大, 往往 μPMU 量测经过多次的采样后才能更新, 因此将最近一次的采样数据作为智能电表在基准时刻 t_k 的量测值。

1.3 故障状态的估计模型

将上述经过变换统一之后的混合量测作为状态估计模型的量测基础, 量测向量 \mathbf{z} 中包括支路功率、节点注入功率、支路电流以及节点电压等量测信息。本文利用该方法估计量测值与实际量测值的加权偏差平方和的最小值, 在已知系统拓扑结构和量测条件的情况下, 利用加权最小二乘法(weighted least squares, WLS)构建混合量测方程。

$$\begin{bmatrix} \mathbf{z}_p \\ \mathbf{z}_s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{h}_p(\mathbf{x}) \\ \mathbf{h}_s(\mathbf{x}) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{v}_p \\ \mathbf{v}_s \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中: \mathbf{z}_p 、 \mathbf{z}_s 和 $\mathbf{h}_p(\mathbf{x})$ 、 $\mathbf{h}_s(\mathbf{x})$ 分别为 μPMU 和智能电表装置的量测矢量及其对应的量测函数矢量; \mathbf{v}_p 和 \mathbf{v}_s 分别为二者的误差矢量, 本文假设量测误差服从正态分布。

将网络中各个节点电压的实部与虚部作为状态变量形成矢量 \mathbf{x} , 如式(10)所示。

$$\mathbf{x} = [V_{1, \text{re}}, V_{1, \text{im}}, \dots, V_{n, \text{re}}, V_{n, \text{im}}]^T \quad (10)$$

式中, n 为系统的节点数。

利用加权最小二乘法求解最小化加权测量残差值(WMR), 列出混合量测的雅可比方程为

$$\mathbf{J}_s(\mathbf{x}) = [\mathbf{z}_s - \mathbf{h}_s(\mathbf{x})]^T \mathbf{R}_s^{-1} [\mathbf{z}_s - \mathbf{h}_s(\mathbf{x})] \quad (11)$$

$$\mathbf{J}_p(\mathbf{x}) = [\mathbf{z}_p - \mathbf{h}_p(\mathbf{x})]^T \mathbf{R}_p^{-1} [\mathbf{z}_p - \mathbf{h}_p(\mathbf{x})] \quad (12)$$

式中: $\mathbf{J}_s(\mathbf{x})$ 和 $\mathbf{J}_p(\mathbf{x})$ 分别为智能电表量测设备和 μPMU 的最小二乘估计的目标函数; \mathbf{R}_s 和 \mathbf{R}_p 分别为智能电表和 μPMU 进行变换后的量测误差协方差矩阵。

通过考虑零注入节点的影响^[27], 建立带等式约束的状态估计模型, 将状态估计问题转换为目标函数的最优解问题, 计算量测融合下的最优解。

$$\begin{cases} \min \{J_M(\mathbf{x}) = J_S(\mathbf{x}) + J_P(\mathbf{x})\} \\ \text{s.t. } \mathbf{c}(\mathbf{x}) = 0 \end{cases} \quad (13)$$

式中: $\mathbf{c}(\mathbf{x})$ 为零注入节点约束函数; $J_M(\mathbf{x})$ 为融合目标函数。

采用拉格朗日乘子法对式(13)带等式约束的WLS模型进行求解, 构造极值函数如式(14)所示。

$$L(\mathbf{x}, \boldsymbol{\lambda}) \equiv \frac{1}{2} J_M(\mathbf{x}) - \boldsymbol{\lambda}^T \mathbf{c}(\mathbf{x}) \quad (14)$$

式中: $L(\mathbf{x}, \boldsymbol{\lambda})$ 为目标函数; $\boldsymbol{\lambda}$ 为约束相量。

网络可观性分析是进行状态估计的前提。为了能够通过正则方程迭代求解估计值的唯一解, 信息矩阵 \mathbf{G}_M 需要达到满秩, 从而得到系统的各个状态量, 即全网可观。因此, 可以通过判断信息矩阵 \mathbf{G}_M 是否满秩, 检查当前混合量测配置能否满足网络可观性。

$$\mathbf{G}_M = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_M^T \mathbf{R}_M^{-1} \mathbf{H}_M & \mathbf{C}^T \\ \mathbf{C} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \quad (15)$$

式中: \mathbf{H}_M 为量测融合雅可比矩阵, $\mathbf{H}_M = [(\mathbf{H}_S)^T (\mathbf{H}_P)^T]^T$; \mathbf{H}_S 、 \mathbf{H}_P 分别为智能电表设备与 μ PMU 设备量测信息的雅可比矩阵, $\mathbf{H}_S = \partial \mathbf{h}_S / \partial \mathbf{x}$, $\mathbf{H}_P = \partial \mathbf{h}_P / \partial \mathbf{x}$; \mathbf{C} 为零注入约束雅可比矩阵; \mathbf{R}_M 为融合协方差矩阵, $\mathbf{R}_M = \text{diag}(\mathbf{R}_S, \mathbf{R}_P)$ 。

若信息矩阵 \mathbf{G}_M 不满秩, 说明系统存在不可观测部分, 因此需要进行量测配置的扩充, 通过在系统中增加实际的量测设备或者增加伪量测对量测体系进行补充, 直至 \mathbf{G}_M 满秩, 系统满足可观性。此外, 在满足可观性的情况下对量测信息进行补充也能提高状态估计的精度。

若 \mathbf{G}_M 满秩, 则通过牛顿法对式(14)进行求解, 并且将其转换为含等式约束的最小二乘估计正则方程进行迭代运算。

$$\begin{bmatrix} \mathbf{H}_M^T(\mathbf{x}^\eta) \mathbf{R}_M^{-1} \mathbf{H}_M(\mathbf{x}^\eta) & \mathbf{C}^T(\mathbf{x}^\eta) \\ \mathbf{C}(\mathbf{x}^\eta) & \mathbf{0} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{x}^{\eta+1} - \mathbf{x}^\eta \\ -\Delta \boldsymbol{\lambda}^\eta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_M^T(\mathbf{x}^\eta) \mathbf{R}_M^{-1} [\mathbf{z} - \mathbf{h}_M(\mathbf{x}^\eta)] + \mathbf{C}^T(\mathbf{x}^\eta) \boldsymbol{\lambda}^\eta \\ -\mathbf{c}(\mathbf{x}^\eta) \end{bmatrix} \quad (16)$$

$$\mathbf{x}^{\eta+1} = \mathbf{x}^\eta + \Delta \mathbf{x}^\eta \quad (17)$$

式中: \mathbf{z} 为混合量测的量测值, $\mathbf{z} = [(\mathbf{z}_S)^T (\mathbf{z}_P)^T]^T$; \mathbf{h}_M 为混合量测的量测函数, $\mathbf{h}_M = [(\mathbf{h}_S)^T (\mathbf{h}_P)^T]^T$; η 为迭代次数; \mathbf{x}^η 和 $\boldsymbol{\lambda}^\eta$ 为第 η 次迭代时的状态变量;

$\Delta \mathbf{x}^\eta$ 为第 η 次迭代时的修正量; $\boldsymbol{\lambda}^\eta$ 和 $\Delta \boldsymbol{\lambda}^\eta$ 分别为第 η 次迭代时的拉格朗日乘子及其修正量。

通过式(17)对状态变量进行修正, 当状态变量满足 $|\Delta \mathbf{x}^\eta|_{\max} < \varepsilon$ 时迭代结束, ε 为收敛判据。

2 基于故障状态估计的故障定位

为了提高状态估计与故障定位的效率, 根据拓扑结构与量测设备的分布, 将配电网划分为多个子区域, 利用故障电流分布确定故障子区域。在此基础上设置附加故障点以执行多重假设故障状态估计, 计算出的 WMR 值作为识别故障位置的判据。

2.1 配电网子区域划分

在实际配电网中, μ PMU 安装在连接外部电网的变电站节点、分布式电源(distributed power generation, DG)接入节点以及其他一些重要节点上。为了与实际情况相近, 本文将实际场景的量测设备安装情况作为安装方案。PMU 设备通常可以作为配电网区域划分的重要依据^[28], 因此本文将分布在配电网当中的有限 μ PMU 安装位置作为每个区域的边界。

图1为两个相邻子区域 Z_A 和 Z_B 的示意图。 Z_A 和 Z_B 之间的 μ PMU 设备用于分隔两个子区域, 并且可以测量区域的边界电流与电压。而智能电表与 μ PMU 相比成本更低, 因此分布在 DG 和负载接入位置, 用于测量电流、电压和功率信息。这些共同作为状态估计的量测信息来源。

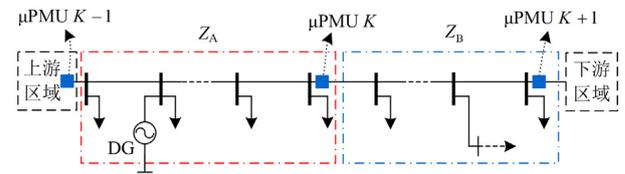


图1 系统区域划分示意图

Fig. 1 Schematic diagram of network zones division

2.2 故障子区域识别与故障电流估计

当故障发生时, 为了识别故障区域并计算故障电流, 需要获取故障情况下的负载电流。实际情况中, 使用智能电表可以估计馈线上的负载模型^[29]。本文假设故障类型已知, 故障前后的负载电压和故障前的负载电流可以通过智能电表直接测量或者通过前文的状态估计方法获得。此处以恒功率负载与恒阻抗负载为例, 故障期间负载电流计算如式(18)和式(19)所示。

$$I_{i,\text{fault}}^{\text{CP}} = I_{i,\text{pre}}^{\text{CP}} \times \frac{V_{i,\text{pre}}}{V_{i,\text{fault}}} \quad (18)$$

$$I_{i,\text{fault}}^{\text{CZ}} = I_{i,\text{pre}}^{\text{CZ}} \times \frac{V_{i,\text{fault}}}{V_{i,\text{pre}}} \quad (19)$$

式中： $V_{i,\text{pre}}$ 、 $V_{i,\text{fault}}$ 分别为负载接入节点 i 在故障发生前、后的电压值； $I_{i,\text{pre}}^{\text{CP}}$ 、 $I_{i,\text{fault}}^{\text{CP}}$ 和 $I_{i,\text{pre}}^{\text{CZ}}$ 、 $I_{i,\text{fault}}^{\text{CZ}}$ 分别为恒定功率模型和恒定阻抗模型故障前、后的负载电流值。

单独对第 K 个区域 Z_K 进行分析，如图 2 所示。节点 1 和 6 为该区域的相邻区域的边界节点，边界节点装有 μPMU 设备。DG 连接在节点 2 处，负载连接在所有节点上。支路电流 I_{inj}^1 和 I_{inj}^6 为 μPMU 测量的注入区域的电流；节点注入电流 I_{DG} 为 DG 注入区域 Z_K 中的电流；此外各节点上的负载输出电流为 $I_{\text{load}}^i (i=1, \dots, 6)$ 。

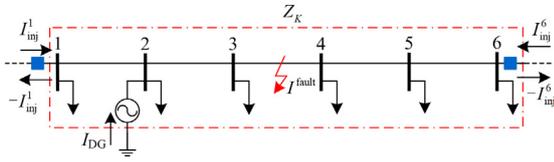


图 2 故障区域示意图

Fig. 2 Schematic diagram of fault zone

对该区域是否发生故障的两种情况进行讨论。

1) 若节点 3 和 4 之间的线路发生故障，则故障时区域内电流差值 ΔI_K 可由式(20)计算。

$$\Delta I_K = I_{\text{inj}}^1 + I_{\text{inj}}^6 - \sum_{i=1}^{N_{\text{load}}} I_{\text{load}}^i + I_{\text{DG}} \quad (20)$$

式中： N_{load} 为接入负载的节点个数； i 为这些节点的编号。

2) 若该区域不存在故障，则理论上 ΔI_K 计算结果为零。然而实际情况中，无法避免的误差使得非故障区域的计算电流差值 ΔI_K 将会是非零的极小值，但其仍然显著小于故障区域中的计算差值。

综上所述，将所有区域中的最大计算差值 ΔI_K 作为故障电流 I^{fault} ，该区域的编号作为故障区域编号 K^* 。

$$I^{\text{fault}} = \max \{ \Delta I_K \} \quad (21)$$

$$K^* = \arg \max \{ \Delta I_K \} \quad (22)$$

2.3 缩小故障搜索范围

在 2.2 节已经确定了故障区域 Z_{K^*} 的前提下，将所有节点分别设定为假设故障节点，并将式(21)得到的故障电流 I^{fault} 作为假设故障点的注入电流，同时修正量测矢量 \hat{z}_k ，故障区域内的节点总数为 N_{K^*} 。

$$\hat{z}_k = [z, I_{k,\text{re}}^{\text{fault}}, I_{k,\text{im}}^{\text{fault}}]^T \quad (23)$$

式中： k 为假设故障节点编号； $I_{k,\text{re}}^{\text{fault}}$ 、 $I_{k,\text{im}}^{\text{fault}}$ 分别为故障注入电流实部与虚部。

使用假设故障下的网络拓扑结构进行式(9)一式(17)的状态估计计算，计算假设故障节点的 WMR 值 $J_{\text{WMR},k}$ 。

$$J_{\text{WMR},k} = [\hat{z}_k - \hat{H}_k x]^T R_k^{-1} [\hat{z}_k - \hat{H}_k x] \quad (24)$$

式中： \hat{z}_k 、 \hat{H}_k 分别为假设故障下的修正量测矢量和修正雅可比矩阵； R_k^{-1} 表示假设场景下的量测权重矩阵。

系统一旦发生故障，故障电流注入位置的差异将会导致 WMR 的差异。若假设故障位置与真实故障位置一致(即正确反映真实故障位置)则 WMR 值最小^[21]。因此可以通过识别最小 WMR 来确定与真实故障距离最近的节点。

需要注意的是，上述 WMR 值属于单个时间点上的静态估计计算结果。然而，由于实际情况中存在量测误差，故障后的 WMR 值将会产生偏差，这可能造成误判，影响定位的可靠性。

针对该问题，本文通过 1.2 节的状态估计时间序列将单个时间点上的故障状态估计计算类推到时间窗口 $[t_0, t_0 + \tau]$ 的所有基准时刻上，得到的即是单个假设故障节点所属的 WMR 值时间序列，对单个假设样本的故障前后 WMR 值时间序列进行均值滤波，求取假设故障节点 k 的 WMR 值在时间序列上的平均值 \bar{w}_k 。

$$\bar{w}_k = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T J_{\text{WMR},k}^t \quad (25)$$

式中： $J_{\text{WMR},k}^t$ 为假设故障节点 k 在第 t 次状态估计中的加权测量残差值； T 为故障发生之后的时间窗口 $[t_0, t_0 + \tau]$ 内执行状态估计的次数； \bar{w}_k 为时间窗口下 $J_{\text{WMR},k}^t$ 的平均值。通过故障后 \bar{w}_k 的最小值来确定与真实故障距离最近的节点 B_F ，避免误差的影响。

$$B_F = \arg \min_k \{ \bar{w}_k \} \quad (26)$$

2.4 确定线路中的故障位置

在确定离故障最近的节点之后，为了确定故障发生的具体线路以及故障在该线路的位置，将与故障最接近节点 B_F 相连的支路进行二次划分，将 r 个虚拟节点添加到每条线路当中，如图 3 所示。图 3 中附加虚拟节点的编号为 $b_{(l,r)}$ ，其中 l 为候选故障支路的编号， r 为附加虚拟故障点的编号。若节点 B_F 为该故障区域的边缘节点，则仅需对故障区域内的支路进行划分。

将每个虚拟节点单独作为故障点，注入故障电流。系统节点数从 n 变为 $n+1$ ，修正每个附加故障

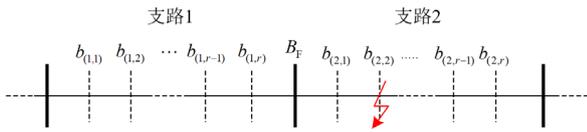


图3 候选故障线路的附加虚拟故障点位置

Fig. 3 Additional virtual fault node on candidate fault lines

节点对应的雅可比矩阵 \hat{H}_b 以及节点导纳矩阵 \hat{Y}_b , $\hat{H}_b = \partial \hat{h}_b / \partial \hat{x}_b$ 。量测矢量修正为 $\hat{z}_b = [z, I_{n+1.re}^{fault}, I_{n+1.im}^{fault}]^T$, 其量测信息来自 μ PMU 和智能电表设备安装处。虚拟故障点的电压作为附加状态变量, 将式(10)的状态变量修正为 \hat{x}_b 。

$$\hat{x}_b = [x, V_{n+1.re}, V_{n+1.im}]^T \quad (27)$$

式中: $b(b=1,2,\dots,r)$ 为虚拟故障点的序号; $V_{n+1.re}$ 、 $V_{n+1.im}$ 分别为在原状态变量 x 的基础上增加的附加虚拟故障点电压实部与虚部。

每个虚拟故障点对应一种故障状态, 分别执行式(9)一式(17)的状态估计计算, 计算虚拟故障节点的 WMR 值。通过式(25)获取每个虚拟故障节点的 \bar{w} 序列, 最小值将指示出故障的位置, 最终得到更精确的定位点。为了更清楚地说明故障定位过程, 图4给出了该方法的流程图。

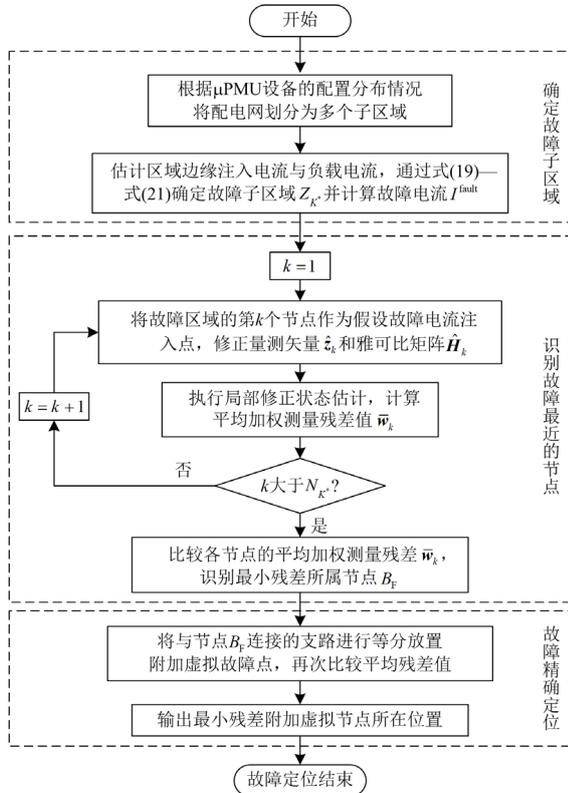


图4 所提故障定位方法流程图

Fig. 4 Flowchart of the proposed fault location method

值得注意的是, 虚拟节点设置的数量取决于定位的精度需求, 虚拟节点设置越多则定位精度越高。实际上, 配电网的线路长度较短, 在2.4节中对候选故障线路设置较少数量的虚拟故障点, 也能够满足配电网故障定位的需求。

3 仿真验证

为了测试所提出的混合量测状态估计和故障定位方法的性能, 在修正的 IEEE33 节点 12.66 kV 配电网系统中进行验证, 图5为测试系统的拓扑图。在实时数字仿真系统(RTDS)平台中搭建和运行配电网仿真模型, 并将实时运行数据传入服务器中的 Visual Studio 运行故障定位算法, 在所提定位算法当中进行测试。在原网络的基础之上, 分别在节点13和29上接入两个 DG(分布式 PV 和风力发电机)来修改测试系统, DG 的容量分别为 320 kW、650 kW。负载模型等效为恒定阻抗负载。

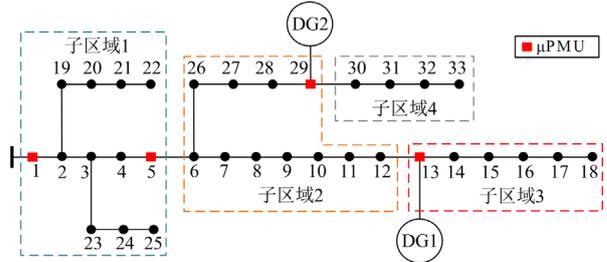


图5 IEEE 33 节点配电网

Fig. 5 IEEE 33-bus distribution system

根据2.1节区域划分原则, 将图5中的配电网网络划分为4个子区域。与此同时需要在连接外部电网的节点1和节点5、13、29放置 μ PMU 设备, 智能电表设备分布在配电网中的负载接入节点上。使用快速傅里叶变换(FFT)提取基频信号。由于真实情况中的设备量测存在噪声, 为了更接近于真实情况, 在以下测试中将服从标准正态分布的高斯噪声添加到量测值当中。将 μ PMU 设备的电压幅值量测误差和电压相角量测误差分别设置为 $1.6 \times 10^{-3}\%$ 、 5.1×10^{-5} rad; 将 μ PMU 设备的电流幅值量测误差和电流相角量测误差分别设置为 $4.0 \times 10^{-1}\%$ 、 5.8×10^{-3} rad^[21]; 智能电表的电压、电流幅值与功率量测误差等级为 0.1%; 伪量测功率最大误差为 10%。

3.1 故障子区域识别性能验证

为了展示所提方法对故障区域的识别能力, 本文在每个故障区域都分别设置两个故障场景: 过渡电阻为 10Ω 的三相短路故障; 过渡电阻为 50Ω 的三相短路故障, 故障线路分别为 3-4、7-8、16-17、31-32, 它们属于不同的区域。对每条线路的两种过

渡电阻分别进行 50 次的故障测试, 可以形成总共 400(4×2×50) 个故障场景。对单个故障场景中计算出的故障电流估计值 $|\Delta I_K|$ 取均值, 这些故障场景的故障电流估计值如图 6 所示。

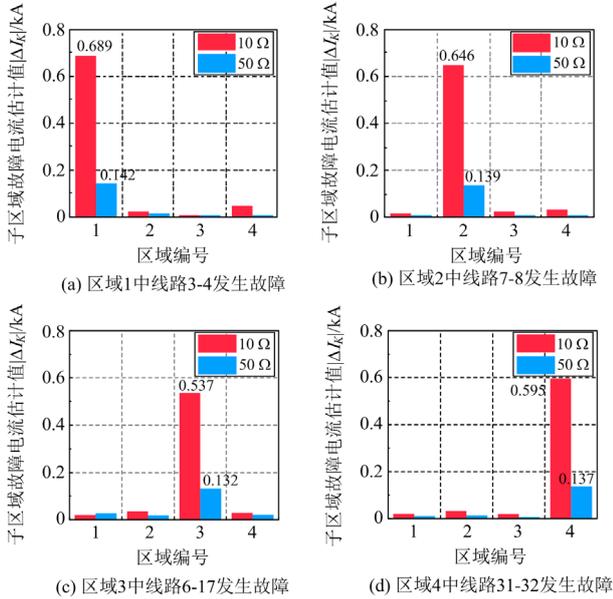


图 6 不同故障线路下各区域估计故障电流
Fig. 6 Estimated fault current of subzones under different fault lines

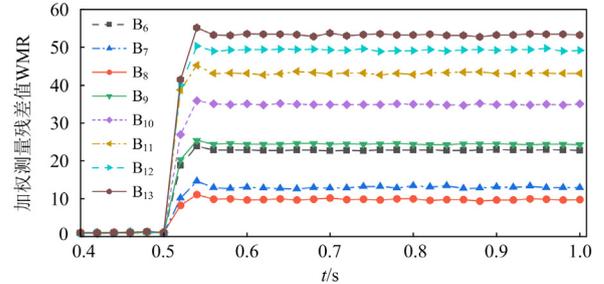
低过渡电阻的测试情况下, 故障区域 K 的电流计算值将显著增加, 而其他非故障区域的计算电流为极小的非零值, 这指示出故障仅发生于区域 K 当中。尽管在较高过渡电阻的情况下, 故障电流幅值减小, 导致故障电流计算值减小, 但是仍能可靠地指示出故障区域。这说明 2.2 节中的故障区域识别方法不受过渡电阻和故障类型影响。

3.2 故障定位方法的性能分析

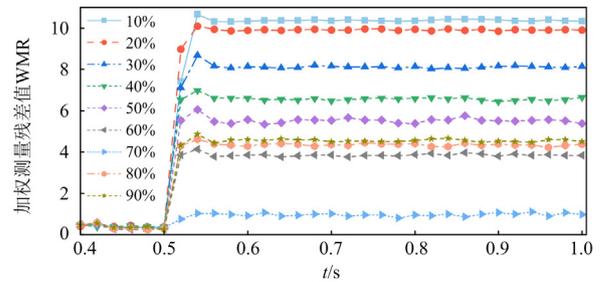
在线路 7-8 上 70% 的位置设置三相短路故障, 其中每两相之间的过渡电阻分别设置为 50 Ω。在 0.4~1 s 的时间窗口长度上记录了基准时刻计算出的 WMR 值, 其中故障发生在时间点 0.5 s 处。WMR 的更新周期为 20 ms。

为了更清楚地说明该方法的定位过程, 图 7(a)、图 7(b) 显示了较低量测误差水平下 WMR 值的故障定位结果。在故障发生后, 首先通过 2.2 节提出的方法识别出故障发生于子区域 2。进而将子区域 2 中的节点 6-13 依次作为假设故障节点, 分别计算出其 WMR 值如图 7(a) 所示, 可以看出故障点附近的节点 8 维持着最小的 WMR 值, 因此节点 8 与真实故障的匹配程度最高, 而其他节点匹配程度相对更低。根据 2.4 节, 进一步在与节点 8 相连的支路上设

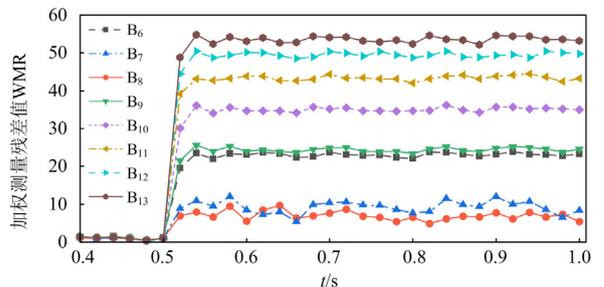
置虚拟故障点并分别计算 WMR 值, 图 7(b) 展示了线路 7-8 的故障定位结果, 其中线路长度 70% 处的 WMR 计算值始终小于线路上其他位置的 WMR 计算值, 与真实故障的匹配度最高, 将其作为最终定位的故障精确位置。从测试结果可以看出该方法能够精确定位故障。



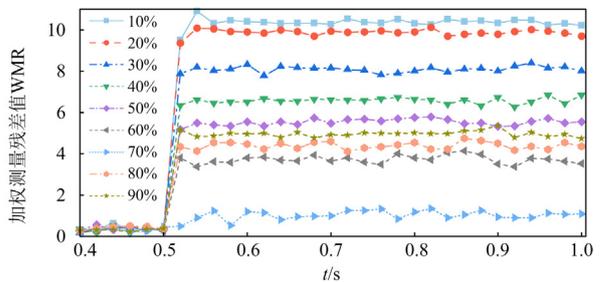
(a) 误差等级为1时故障区域内各节点 WMR 值



(b) 误差等级为1时故障线路7-8的附加虚拟点 WMR 值



(c) 误差等级为2时故障区域内各节点 WMR 值



(d) 误差等级为2时故障线路7-8的附加虚拟点 WMR 值

图 7 不同等级量测噪声下的故障状态估计 WMR 值
Fig. 7 WMRs of fault state estimation for different measurement noise

为了验证所提方法在不同量测噪声下的适用性, 设置高量测噪声等级对量测误差的影响进行测试。前文所述的精度等级作为误差等级 1, 在其基础上 μ PMU 噪声等级的十倍作为误差等级 2, 同时智能电表的电压电流幅值噪声等级变为 0.5, 负载功率计算误差变为最大值的 20%。在误差等级 2 计算结果图 7(c)、图 7(d)中, 随着误差等级的增大, 状态估计精度降低, 使得结果变得不再平稳, 故障位置的 WMR 值与非故障点计算结果之间的界限不再显著, 这将对定位效果产生负面影响。本文利用式(25)计算故障后的时间段内最低值占比仍能确定故障位置。与文献[24]的方法相比, 该方法能有效避免量测误差对定位的影响。

3.3 不同故障类型下的定位测试

为了检查不同故障类型下该方法的定位性能, 在多个区域的线路当中进行测试, 同时在线路的 3 个位置分别设置过渡电阻为 $50\ \Omega$ 的故障, 测试结果如表 1 所示。将识别的故障位置与实际的故障位置的距离误差 Δd 作为评估定位精度的评估指标, 指示不同故障位置、不同故障类型以及不同过渡电阻对所提方法的影响。

$$\Delta d = \frac{|d_{\text{actual}} - d_{\text{estimate}}|}{L} \quad (28)$$

式中: d_{actual} 、 d_{estimate} 分别表示实际的故障位置与故障线路首端的距离和估计出的故障位置与故障线路首端的距离; L 为故障线路的实际长度。此外, 本文将两个相邻虚拟节点的设置距离作为划分距离。

表 1 不同故障类型下的定位性能

Table 1 Location performance with different fault types

故障 线路	故障 类型	定位线路与故障点位置/%			Max Δd
		30%	50%	80%	
L_{2-3}	LG	$L_{2-3}/30$	$L_{2-3}/50$	$L_{2-3}/80$	0
	LL	$L_{2-3}/30$	$L_{2-3}/50$	$L_{2-3}/80$	0
	LLG	$L_{2-3}/30$	$L_{2-3}/50$	$L_{2-3}/80$	0
	LLL	$L_{2-3}/30$	$L_{2-3}/50$	$L_{2-3}/80$	0
L_{7-8}	LG	$L_{7-8}/40$	$L_{7-8}/50$	$L_{7-8}/80$	0.1
	LL	$L_{7-8}/30$	$L_{7-8}/50$	$L_{7-8}/80$	0
	LLG	$L_{7-8}/30$	$L_{7-8}/50$	$L_{7-8}/80$	0
	LLL	$L_{7-8}/30$	$L_{7-8}/50$	$L_{7-8}/80$	0
L_{16-17}	LG	$L_{16-17}/30$	$L_{16-17}/50$	$L_{16-17}/80$	0
	LL	$L_{16-17}/50$	$L_{16-17}/50$	$L_{16-17}/80$	0.2
	LLG	$L_{16-17}/30$	$L_{16-17}/50$	$L_{16-17}/80$	0
	LLL	$L_{16-17}/30$	$L_{16-17}/50$	$L_{16-17}/80$	0
L_{31-32}	LG	$L_{31-32}/30$	$L_{31-32}/60$	$L_{31-32}/80$	0.1
	LL	$L_{31-32}/30$	$L_{31-32}/50$	$L_{31-32}/80$	0
	LLG	$L_{31-32}/30$	$L_{31-32}/50$	$L_{31-32}/80$	0
	LLL	$L_{31-32}/30$	$L_{31-32}/50$	$L_{31-32}/80$	0

在表 1 中, 每个场景的测试结果分为故障定位的线路、故障与上游节点之间的距离, 最后一列中的 Max Δd 为 3 种故障位置场景下出现的 Δd 最大值。在故障特征较为明显的三相短路故障情况下, 该方法均能 100% 定位出故障。然而在三相不平衡故障时, 尤其是单相接地故障情况下, 故障特征不够明显。总体 48 个故障场景中 100% 能够正确定位故障线路。误差小于一个划分距离 ($\Delta d \leq 0.1$) 的比例能够达到 97.92%。结果表明该方法在不同故障类型下能够正确判断出故障位置。

3.4 不同过渡电阻下的定位测试

考虑 3 种不同过渡电阻值(5、50、100 Ω)模拟两相接地故障(LLG)的场景, 同时测试了故障电阻对所提方法的精度影响, 定位结果如表 2 所示。

表 2 不同过渡电阻下的定位性能

Table 2 Location performance with different transition resistors

故障 线路	过渡 电阻/ Ω	定位线路与故障点位置/%			Max Δd
		30%	50%	80%	
L_{2-3}	5	$L_{2-3}/30$	$L_{2-3}/50$	$L_{2-3}/80$	0
	50	$L_{2-3}/30$	$L_{2-3}/50$	$L_{2-3}/80$	0
	100	$L_{2-3}/30$	$L_{2-3}/40$	$L_{2-3}/80$	0.1
L_{7-8}	5	$L_{7-8}/30$	$L_{7-8}/50$	$L_{7-8}/80$	0
	50	$L_{7-8}/30$	$L_{7-8}/50$	$L_{7-8}/90$	0
	100	$L_{7-8}/40$	$L_{7-8}/30$	$L_{7-8}/80$	0.1
L_{16-17}	50	$L_{16-17}/30$	$L_{16-17}/50$	$L_{16-17}/80$	0
	50	$L_{16-17}/30$	$L_{16-17}/50$	$L_{16-17}/80$	0
	100	$L_{16-17}/20$	$L_{16-17}/40$	$L_{16-17}/80$	0.1
L_{31-32}	5	$L_{31-32}/30$	$L_{31-32}/50$	$L_{31-32}/80$	0
	50	$L_{31-32}/30$	$L_{31-32}/50$	$L_{31-32}/80$	0
	100	$L_{31-32}/30$	$L_{31-32}/60$	$L_{31-32}/80$	0

结果表明, 所提方法在 100 Ω 及以下过渡电阻的故障情况下均能定位在故障位置附近的附加故障点上。由于在 2.2 节中考虑了故障注入电流, 因此能够将过渡电阻的差异以故障电流的大小反映, 从而提升了该方法对过渡电阻的鲁棒性。此外, 在较高过渡电阻的场景下, 尽管故障特征相对较弱, 但定位误差仍保持在 $\Delta d \leq 0.1$ 内, 满足定位要求。

3.5 高阻故障下的定位测试

高过渡电阻故障使得故障特征变得微弱, 因此本文针对高过渡电阻故障的故障场景进行测试, 过渡电阻分别设置为 200 Ω 、400 Ω 、600 Ω 和 800 Ω , 同时以不同的故障类型作为比较, 测试样本总数为 528 组。将所提方法的定位准确率指标定义为: 正确识别故障位置的次数与测试样本总数的百分比 α , 如式(29)所示。

$$\alpha = \frac{N_{\text{acc}}}{N} \times 100\% \quad (29)$$

式中： N_{acc} 为成功定位故障线路且距离误差不超过 $0.2(\Delta d \leq 0.2)$ 的样本数量； N 为测试案例样本总数。

表 3 显示了每种过渡电阻的测试结果。高阻抗使得故障电流与区域内各节点电压降落幅度受到限制，量测误差导致的波动可能会使得正确假设与错误假设的 WMR 值差异减小。但是这些影响是有限的，WMR 值的大小排序仍然可以反映真实的故障情况。从结果中可以看出，即使阻抗达到了较高水平 800Ω ，定位准确率仍能保证在 90% 以上。

表 3 高过渡电阻下故障定位准确率

Table 3 Location accuracy with high transition resistor fault

故障类型	定位准确率/%			
	200 Ω	400 Ω	600 Ω	800 Ω
LG	99.24	94.31	92.72	91.17
LL	98.48	95.93	92.96	90.98
LLG	99.62	94.70	93.41	91.82
LLL	100	100	98.86	98.11

3.6 抗异常数据能力分析

配电网数据来源于多种量测设备，在数据的采集与传输过程中可能会发生异常数据的注入，这很有可能会导致故障定位错误。因此针对抗异常数据注入这种情况对方法的性能进行分析。以线路 7-8 发生过渡电阻为 50Ω 的单相接地故障为例，分别添加 1~4 组异常数据，对每种异常数据组的数据量分别进行 600 次测试。在异常数据一定的情况下成功定位到故障位置附近的两个划分距离之内的样本数量占比，如表 4 所示。结果表明，在异常数据较少的情况下能够可靠定位。其中，在 4 组坏数据的极端情况下有所降低，但是这在实际情况当中通常极为少见，且准确率依然在 93% 以上，说明该方法对异常数据具有良好的抵抗能力。

表 4 异常数据注入故障定位准确率

Table 4 Fault location accuracy with abnormal data injection

异常数据组数	定位准确率/%		
	30%	50%	80%
1	99.27	98.49	99.01
2	97.16	97.73	98.35
3	96.98	94.60	95.44
4	94.87	93.39	93.17

3.7 与其他定位方法的对比

为了进一步研究所提定位方法的性能，将本文方法与文献[21]、文献[30]的方法进行比较。文献[21]使用 PMU 量测系统进行状态估计，通过在系统中的各节点处设置附加故障支路模拟真实故障进行定位。文献[30]通过构建开关量的整数线性目标函数求解故障位置，二者目前都是被广泛研究的方法。

分别在 4 个子区域中设置不同故障类型与过渡电阻的故障进行对比，表 5 为不同方法的试验对比结果。

从表 5 的对比结果可知，文献[21]所提方法的平均定位准确率为 94.21%。其中，该方法需要在系统中各个节点安装 PMU 设备，这与实际场景中的量测布置情况不符，且该方法仅能定位发生故障的线路区段，而无法进一步识别故障精确位置。文献[30]的平均定位准确率为 93.23%，该方法仅使用 FTU 的开关量作为单一信息来源对目标函数进行构建，在故障信息未发生畸变时能准确定位故障，但信息畸变超过冗余量时，可能造成误判或者漏判的情况。

表 5 对比结果

Table 5 Comparison results

故障子区域	故障线路	定位准确率/%		
		文献[21]	文献[30]	本文方法
1	L ₂₋₃	94.85	92.41	99.01
2	L ₇₋₈	93.92	94.79	98.65
3	L ₁₆₋₁₇	93.67	93.06	99.14
4	L ₃₁₋₃₂	94.38	92.67	98.49

本文所提定位方法的平均准确率为 98.82%，仅需有限的 PMU 装置形成混合量测以提升定位准确率，同时利用分区的方式快速定位出故障，且能够识别故障点位于线路的具体位置。因此，本文所提方法在故障定位准确性方面具有一定的优势。

4 结论

本文提出了一种基于混合量测进行故障状态估计的配电网故障定位方法。为了将有限的 μ PMU 和智能电表等相互独立的量测设备运用到故障定位当中，本文通过量测等效变换形成一种用于故障定位的故障状态量测体系。然后，利用状态估计得到的加权测量残差值识别故障的正确位置。该方法的主要特点如下：

1) 该方法仅需用到有限的 μ PMU 和智能电表设备，将这些设备在故障发生前后一段时间内的量测数据通过量测变换等效和时间同步两个方面进行融合，充分利用配电网中有限的量测设备。

2) 提出了一种区域式和分段式的故障定位方法，在确定故障区域之后，无需遍历所有节点或者线路，仅针对故障区域内的节点和故障最近节点相邻的线路执行有限次数的状态估计过程。能够快速缩小故障范围，有效减少故障搜寻时间，实现准确的故障定位，同时减少计算复杂度和故障定位耗时。

3) 经仿真验证，该方法在不同的故障类型和过

渡电阻情况下都能准确地识别故障位置,同时考虑到高量测噪声水平和异常数据注入的情况,表明该方法具有较好的鲁棒性。

参考文献

- [1] 王鲍雅琼, 陈皓. 含分布式电源的配电网保护改进方案综述[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(12): 146-154.
WANG Baoyaqiong, CHEN Hao. Overview study on improving protection methods of distribution network with distributed generation[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(12): 146-154.
- [2] 李卫彬, 童欣, 黄超, 等. 基于分层定位模型的含 DG 配电网故障定位方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(24): 160-166.
LI Weibin, TONG Xin, HUANG Chao, et al. A fault location method for a distribution network with DG based on a hierarchical location model[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(24): 160-166.
- [3] 白星振, 宋昭杉, 葛磊蛟, 等. 含分布式电源的复杂配电网相间故障定位等效解耦模型[J]. 电力建设, 2022, 43(2): 45-53.
BAI Xingzhen, SONG Zhaoshan, GE Leijiao, et al. An equivalent decoupling model for fault location in complex distribution network with distributed generation[J]. Electric Power Construction, 2022, 43(2): 45-53.
- [4] 麦章渠, 曾颖, 张禄亮, 等. 基于改进 Harris 鹰优化算法的有源配电网故障定位[J]. 智慧电力, 2022, 50(11): 104-111.
MAI Zhangqu, ZENG Ying, ZHANG Luliang, et al. Fault location of active distribution network based on improved Harris hawks optimization algorithm[J]. Smart Power, 2022, 50(11): 104-111.
- [5] 张凡, 牟龙华, 陈浩敏, 等. 基于故障分量原理的配电网高阻接地故障检测方法[J]. 电力工程技术, 2022, 41(1): 219-225.
ZHANG Fan, MU Longhua, CHEN Haomin, et al. High impedance grounding fault detection for distribution networks based on fault component principle[J]. Electric Power Engineering Technology, 2022, 41(1): 219-225.
- [6] 于力, 焦在滨, 王晓鹏, 等. 基于 PMU 的中压配电网精确故障定位方法及关键技术[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(18): 30-38.
YU Li, JIAO Zaibin, WANG Xiaopeng, et al. Accurate fault location scheme and key technology of medium-voltage distribution network with synchrophasor measurement units[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(18): 30-38.
- [7] 魏新迟, 秦龙宇, 方陈, 等. 配电网同步相量测量技术与应用综述[J]. 电力建设, 2023, 44(5): 13-22.
WEI Xinchu, QIN Longyu, FANG Chen, et al. Review of the synchronous measurement technology and its application in distribution networks[J]. Electric Power Construction, 2023, 44(5): 13-22.
- [8] 齐郑, 黄朝晖, 陈艳波. 基于零序分量的阻抗法配电网故障定位技术[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(6): 54-62.
QI Zheng, HUANG Zhaohui, CHEN Yanbo. Impedance fault location technology for a distribution network based on a zero-sequence component[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(6): 54-62.
- [9] MORALES-ESPANA G, MORA-FLOREZ J, VARGAS-TORRES H. Elimination of multiple estimation for fault location in radial power systems by using fundamental single-end measurements[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2009, 24(3): 1382-1389.
- [10] DENG F, ZENG X J, PAN L L. Research on multi terminal traveling wave fault location method in complicated networks based on cloud computing platform[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2017, 2(2): 199-210.
- [11] 邓丰, 李欣然, 曾祥君, 等. 基于多端故障行波时差的含分布式电源配电网故障定位新方法[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(15): 4399-4409, 4640.
DENG Feng, LI Xinran, ZENG Xiangjun, et al. A novel multi-terminal fault location method based on traveling wave time difference for radial distribution systems with distributed generators[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(15): 4399-4409, 4640.
- [12] 李练兵, 孙腾达, 曾四鸣, 等. 基于多端行波时差的配电网故障定位方法[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(3): 140-147.
LI Lianbing, SUN Tengda, ZENG Siming, et al. Fault location method for distribution networks based on traveling wave time difference[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(3): 140-147.
- [13] 张大波, 李雪婷, 陶维青. 基于边缘计算和深度学习的有限信息配电网单相接地故障区段定位[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(24): 22-32.
ZHANG Dabo, LI Xueting, TAO Weiqing. Single-phase ground fault section location in distribution networks with limited information based on edge computing and deep learning[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(24): 22-32.
- [14] HOSSEINI Z S, MAHOOR M, KHODAEI A. AMI-enabled distribution network line outage identification via multi-label SVM[J]. IEEE Transactions on Smart

- Grid, 2018, 9(5): 5470-5472.
- [15] VON MEIER A, STEWART E, MCEACHERN A, et al. Precision micro-synchrophasors for distribution systems: a summary of applications[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2017, 8(6): 2926-2936.
- [16] KIAEI I, LOTFIFARD S. Fault section identification in smart distribution systems using multi-source data based on fuzzy Petri nets[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2020, 11(1): 74-83.
- [17] JIANG Y Z. Data-driven probabilistic fault location of electric power distribution systems incorporating data uncertainties[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2021, 12(5): 4522-4534.
- [18] 张健磊, 高湛军, 王志远, 等. 基于有限 μ PMU 的主动配电网故障定位方法[J]. 电网技术, 2020, 44(7): 2722-2731. ZHANG Jianlei, GAO Zhanjun, WANG Zhiyuan, et al. Fault location method for active distribution based on finite μ PMU[J]. Power System Technology, 2020, 44(7): 2722-2731.
- [19] TRINDADE F C L, FREITAS W, VIEIRA J C M. Fault location in distribution systems based on smart feeder meters[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2014, 29(1): 251-260.
- [20] PRIMADIANTO A, LU C N. A review on distribution system state estimation[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 32(5): 3875-3883.
- [21] PIGNATI M, ZANNI L, ROMANO P, et al. Fault detection and faulted line identification in active distribution networks using synchrophasors-based real-time state estimation[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2017, 32(1): 381-392.
- [22] GHOLAMI M, ABBASPOUR A, MOEINI-AGHTAIE M, et al. Detecting the location of short-circuit faults in active distribution network using PMU-based state estimation[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2020, 11(2): 1396-1406.
- [23] ZHANG Y, WANG J H, KHODAYAR M E. Graph-based faulted line identification using micro-PMU data in distribution systems[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2020, 11(5): 3982-3992.
- [24] 王玲, 邓志, 马明, 等. 基于状态估计残差比较的配电网故障区段定位方法[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(14): 132-139. WANG Ling, DENG Zhi, MA Ming, et al. A method for locating fault sections in distribution networks based on the comparison of state estimation residual errors[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(14): 132-139.
- [25] 刘喆林, 王成山, 李鹏, 等. 多源量测数据融合的配电网状态估计及应用[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(8): 2605-2614. LIU Zhelin, WANG Chengshan, LI Peng, et al. State estimation of distribution networks based on multi-source measurement data and its applications[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(8): 2605-2614.
- [26] 葛维春, 蔡亦浓, 李江, 等. 基于多分支电流混合量测的配电网三相状态估计[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(9): 1-10. GE Weichun, CAI Yinong, LI Jiang, et al. Three-phase state estimation of a distribution network based on multi-branch current mixing measurement[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(9): 1-10.
- [27] 常鲜戎, 樊瑞. 计及零注入节点约束的混合量测分区状态估计方法[J]. 电网技术, 2015, 39(8): 2253-2257. CHANG Xianrong, FAN Rui. A mixed measurement partition state estimation method taking zero injection node constraint into account[J]. Power System Technology, 2015, 39(8): 2253-2257.
- [28] 罗深增, 李银红, 陈博, 等. 计及 PMU 最优配置的输电线路广域自适应故障定位算法[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(15): 4134-4144. LUO Shenzeng, LI Yinhong, CHEN Bo, et al. An adaptive wide area fault location algorithm for transmission lines with optimal PMU placement[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(15): 4134-4144.
- [29] GUO Z, WANG Z J, KASHANI A. Home appliance load modeling from aggregated smart meter data[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2015, 30(1): 254-262.
- [30] 李振钊, 王增平, 张玉玺, 等. 基于升维线性规划的主动配电网故障区段定位方法[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(24): 122-132. LI Zhenzhao, WANG Zengping, ZHANG Yuxi, et al. Fault section location method for active distribution network based on linear programming with ascending dimension[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(24): 122-132.

收稿日期: 2023-09-11; 修回日期: 2024-01-26

作者简介:

季亮(1985—), 男, 通信作者, 博士, 副教授, 研究方向为电力系统保护与控制; E-mail: jihome2002@sina.cn

殷佳明(1999—), 男, 硕士研究生, 研究方向为配电网故障定位. E-mail: yinjiaming2021@163.com

(编辑 魏小丽)