

DOI:10.12158/j.2096-3203.2022.03.003

考虑虚假数据注入攻击的有源配电网分布式状态估计

黄崇鑫¹, 洪明磊¹, 伏帅¹, 邓松²

(1. 南京邮电大学自动化学院、人工智能学院, 江苏 南京 210023;

2. 南京邮电大学先进技术研究院, 江苏 南京 210023)

摘要: 状态估计作为保障电网监测数据质量的关键一环, 可为能量管理系统提供可靠的数据基础。考虑到有源配电网量测误差大、易遭受网络攻击等问题, 文中研究了计及虚假数据注入攻击的有源配电网分布式状态估计方法。首先, 各子区域根据自身量测进行状态估计, 并利用平均一致性算法获取全局信息对内部状态量进行修正, 实现完全分布式状态估计; 其次, 在子区域状态估计中引入权函数动态修正目标极值函数的权重矩阵, 增强状态估计的抗差性能; 然后, 在边界节点和易受到虚假数据注入攻击的节点配置同步相量测量单元, 提高辨识虚假数据攻击的能力; 最后, 利用 IEEE 118 节点配电网系统进行算例仿真验证。试验结果表明, 文中所提状态估计方法不仅可以有效减小估计误差, 还能准确辨识虚假数据注入攻击, 提高了状态估计的精度和辨识虚假数据注入攻击的能力。

关键词: 有源配电网; 虚假数据攻击; 分布式状态估计; 平均一致性算法; 抗差最小二乘法; 同步相量测量单元

中图分类号: TM744

文献标志码: A

文章编号: 2096-3203(2022)03-0022-10

0 引言

电力系统状态估计根据电网的实时量测信息估计出系统的运行状态, 是能量管理系统 (energy management systems, EMS) 中其他高级软件应用的基础。随着电网规模的不断扩大和新能源渗透率的不断提高, 传统集中式状态估计传输信息量大, 难以避免坏数据、拓扑错误等不良数据, 容易造成状态估计的不准确。而新能源自身的随机性、间歇性等特点, 也会给不良数据辨识带来干扰^[1-2]。此外, 相比于大电网, 有源配电网信息通信系统的网络构成多元混杂, 网络访问权限相对开放, 安全防护措施欠缺。黑容易获取相关的系统量测配置以及实时量测信息, 构建出恶意注入电网不良数据的攻击向量, 系统数据安全受到严重威胁^[3-5]。

相比于传统的集中式状态估计, 配电网多区域分布式计算方法复杂度低, 数值稳定性好, 能将坏数据造成的影响限制在子区域内, 更具研究价值与现实意义^[6]。国内外学者针对分布式状态估计展开了一系列研究。文献[7-8]提出了基于一致性理论的输电网分布式状态估计算法, 各子区域通过交换一致性变量和边界量测信息来得到全局信息变量。文献[9]提出了含分布式电源的中低压配电网状态估计方法, 具有良好的估计精度和收敛性。文献[10]提出了多源量测数据融合的配电网状态估计方法, 融合了同步相量测量单元 (phasor mea-

surement unit, PMU) 量测、数据采集与监视控制系统 (supervisory control and data acquisition, SCADA) 量测以及高级量测系统 (advanced metering infrastructure, AMI) 量测进行状态估计, 形式简单精度高, 但应用于配电网时, 因量测数据体量大导致计算量显著增加。文献[11]提出了含多类型分布式电源的主动配电网分布式三相状态估计, 将分布式电源作为伪量测来满足可观性, 需要的量测信息少。文献[12-13]提出了基于 PMU 量测的配电网状态估计, 能消除不良数据的影响并满足估计精度以及计算速度的要求。上述文献主要研究正常量测情况下的分布式状态估计算法, 尚未考虑网络攻击对状态估计的影响。

近年来, 电力系统虚假数据攻击事件层出不穷, 研究表明攻击者可以采用多种方法构建虚假数据攻击, 严重危害电力系统的安全运行^[14-15], 业界开始研究考虑虚假数据注入攻击的状态估计方法。文献[16-18]设计了不同的检测器以及电网故障诊断方法来纠正错误信息, 虽然可以有效应对随机虚假数据攻击, 但难以准确辨识满足基尔霍夫定律的完美虚假数据攻击。

针对虚假数据注入攻击问题, 文中以文献[7-8]所提分布式状态估计算法为基础, 提出了基于 PMU 的有源配电网分布式状态估计方法, 通过在关键节点配置 PMU 来抑制完美虚假数据攻击。为提高状态估计的抗差能力, 文中提出在子区域状态估计中引入权函数来动态修正目标极值函数权重矩阵; 为提高虚假数据注入攻击辨识能力, 文中提出

收稿日期: 2021-11-19; 修回日期: 2022-01-14

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (51977113)

在易受虚假数据攻击的节点和分区边界节点配置 PMU。最后,通过对比试验证明了文中方法可有效减小有源配电网状态估计误差,提高虚假数据注入攻击辨识能力。

1 有源配电网状态估计模型

在电力系统状态估计中,量测数据主要包括节点注入有功和无功功率、支路有功和无功功率、节点电压幅值;系统状态变量主要包括节点电压幅值和相角。两者的非线性关系可表示为:

$$\mathbf{z} = \mathbf{h}(\mathbf{x}) + \mathbf{v} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{z} = [z_1 z_2 \cdots z_m]^T$,为 m 维的量测向量; $\mathbf{x} = [x_1 x_2 \cdots x_{2n-1}]^T$,为 $2n - 1$ 维的状态向量, n 为电力系统节点数; $\mathbf{v} = [v_1 v_2 \cdots v_m]^T$,为 m 维的量测噪声向量; $\mathbf{h}(\cdot)$ 为交流电网模型下量测量与状态变量之间的非线性映射函数向量。

假设配电网系统三相对称平衡,非线性映射函数向量 $\mathbf{h}(\cdot)$ 与节点注入功率方程和支路功率方程相关。量测数据中不可避免地存在坏数据,使状态估计的精度降低,当电力系统中的坏数据较多时甚至会造成状态估计不收敛。因此,在状态估计后增加不良数据检测环节,一般采用目标函数极值检测或残差检测^[19]。

2 虚假数据攻击模型及检测方法

2.1 虚假数据攻击模型

虚假数据注入攻击利用配电网信息系统漏洞,恶意篡改量测终端数据,破坏状态估计结果的准确性和可靠性,危害配电网安全可靠运行。任一节点状态量改变将会导致其他节点和支路潮流发生变化。一般的随机虚假数据注入攻击情况下,攻击前后量测残差的差异较大,容易被不良数据检测环节发现而导致攻击失败。为成功实施虚假数据注入攻击,攻击者很可能采用完美虚假数据注入攻击,即:攻击者根据电力系统网络方程构建满足基尔霍夫定律的虚假数据注入攻击向量,使攻击前后的量测残差保持一致,从而躲过不良数据检测辨识。完美虚假数据注入攻击向量 \mathbf{a} 可表示为:

$$\mathbf{a} = \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}_{\text{bad}}) - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}) \quad (2)$$

式中: $\hat{\mathbf{x}}_{\text{bad}}$ 为系统遭受攻击后篡改的状态估计值; $\hat{\mathbf{x}}$ 为系统状态估计值。

假设攻击者通过篡改节点注入功率量测及支路功率量测的方式,间接篡改目标电压相角状态量来达到特定值。攻击者如果要向 SCADA 实施虚假数据注入攻击,通常会选择篡改量测数量较小而攻

击结果影响较大的节点来进行攻击,以此降低自己的攻击成本,文中称这类节点为易受虚假数据注入攻击节点或脆弱节点。对于辐射状的配电网而言,如果要篡改某节点的状态值,则须篡改该节点与相邻节点的有功、无功功率量测,以及节点之间支路上的有功、无功量测。如果该节点与相邻节点以及支路间的量测数量越多,那么攻击该节点需要篡改的量测数量越多,攻击成本越大,该节点越不容易受到攻击,反之,如果该节点与相邻节点以及支路间的量测数量越少,那么攻击该节点需要篡改的量测数量越少,攻击成本越低,该节点就越容易受到攻击。

对于完美的虚假数据注入攻击行为,目前有效的检测方法较少^[20]。考虑到 PMU 量测数据中包含全球定位系统(global positioning system, GPS)时间戳,攻击者不易向 PMU 中注入虚假数据,文中提出在易受攻击的节点处配置 PMU,利用 PMU 提供的可靠电压幅值和相角量测数据来抑制虚假数据注入攻击造成的影响。

2.2 虚假数据注入攻击检测原理

目标函数极值 $J(\hat{\mathbf{x}})$ 检测实际上是统计样本的实际观测值与理论推断值之间的偏离程度,其服从卡方分布,卡方检测值 χ^2 越大则实际观测值与理论推断值之间的偏离程度就越大,若实际观测值与理论推断值完全相等,则卡方检测值 χ^2 为 0。卡方检测具有可加性,可分为 SCADA 提供的节点、支路功率量测的卡方检测以及 PMU 提供的电压幅值、相角量测的卡方检测。当发生完美虚假数据注入攻击时,因为符合基尔霍夫定律,所以即使系统的状态量 $\hat{\mathbf{x}}$ 发生改变,SCADA 提供的节点、支路功率量测值与理论推断值也不会有较大差异,但 PMU 提供的电压幅值和相角量测值与理论推断值会有明显差异,远远大于 0,卡方检测值即目标函数极值检测会发生显著增长。

在实际运用中,因为 PMU 提供的量测量权重较大,在推算过程中电压幅值、相角的实际观察值与理论推断值相比会减小,而节点、支路功率的实际观察值与理论推断值相比会增大,使得目标极值检测值发生显著增长。

3 多区域状态估计模型及其求解算法

3.1 多区域状态估计模型

不同应用场景下配电网的分区方法不同^[21-22],具体的分区方法不再赘述。就文中所提状态估计方法而言,其分区主要考虑 3 个基本原则:(1) 各子

区域内部量测应满足可观性,这是分布式状态估计算法收敛的必要条件;(2)各子区域内节点数相对均衡,以期最大限度地提高分布式迭代计算效率;(3)边界节点配置有PMU量测,为利用PMU的高精度量测来辨识和抑制虚假数据注入攻击提供条件。

配电网系统分区如图1所示,其中子区域内不与相邻区域连接的节点称为内部节点,与相邻区域连接的节点称为边界节点。

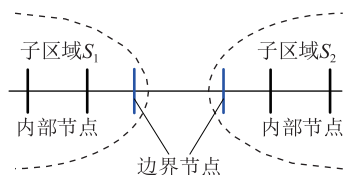


图1 配电网系统分区示意

Fig.1 Schematic diagram of distribution network system partition

为使状态估计全局收敛,在某一个子区域内设置全网的平衡节点,并在边界节点以及子区域内部的关键节点(易受到攻击节点)配置PMU,提供电压幅值以及相角量测,在保护内部关键节点的同时确保子区域内部不良数据的影响不会扩散到其他区域。

系统的状态估计量测方程可分为内部量测和边界量测,量测方程如下:

$$\begin{cases} \mathbf{z}_i = \mathbf{h}_i(\mathbf{x}_i) + \mathbf{v}_i & i = 1, 2, \dots, l \\ \mathbf{z}_c = \mathbf{h}_c(\mathbf{x}_c) + \mathbf{v}_c \end{cases} \quad (3)$$

式中: \mathbf{z}_i 为 m_i 维子区域 S_i 内部量测向量; \mathbf{x}_i 为子区域 S_i 内部状态变量向量; l 为子区域个数; $\mathbf{h}_i(\cdot)$ 为交流模型下子区域 S_i 内部量测量和状态变量之间的非线性映射函数向量; \mathbf{v}_i 为子区域 S_i 内部量测误差向量; \mathbf{z}_c 为边界量测向量; \mathbf{x}_c 为边界状态变量向量; $\mathbf{h}_c(\cdot)$ 为交流模型下边界量测量和状态变量之间的非线性映射函数向量; \mathbf{v}_c 为边界量测误差向量。

分区后多区域状态估计模型如下:

$$\begin{cases} \min J(\mathbf{x}) = \mathbf{r}_c^T \mathbf{R}_c^{-1} \mathbf{r}_c + \sum_{i=1}^l \mathbf{r}_i^T \mathbf{R}_i^{-1} \mathbf{r}_i \\ \mathbf{r}_c = \mathbf{z}_c - \mathbf{h}_c(\mathbf{x}) \end{cases} \quad (4)$$

式中: $\mathbf{r}_i = \mathbf{z}_i - \mathbf{h}_i(\mathbf{x}_i)$,为子区域 S_i 内部量测量所对应的残差向量; \mathbf{r}_c 为所有边界量测量所对应的残差向量; $\mathbf{x} = [\mathbf{x}_1 \ \mathbf{x}_2 \ \dots \ \mathbf{x}_l]^T$,为整个系统的状态向量; $\mathbf{R}_i = \text{diag}(\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_{m_i}^2)$,为子区域 S_i 内部量测量所对应量测方差的方差对角阵; $\mathbf{R}_c = \text{diag}(\sigma_{c,1}^2, \sigma_{c,2}^2, \dots, \sigma_{c,m_c}^2)$,为所有边界量测所对应量测误差的方差对

角阵。

为了让分布式状态估计在迭代过程中消除粗差,避免粗差对分布式状态估计结果造成影响,在分布式状态估计模型中引入权函数。其原理为:在迭代过程中,残差向量 \mathbf{e} 中某一量测值对应的残差 $e_i = z_i' - \hat{z}_i'$,其中 z_i' 为实际量测值, \hat{z}_i' 为量测估计值,超过限定的阈值 K 时,对该量测量对应的权值进行降权,不超过则权值保持不变^[23-24]。

首先引入一个稳健的尺度估计 s 来使残差标准化, s 取值为绝对残差中位数除以一个常数 C ,则标准化残差 u_i 可表示为:

$$u_i = \frac{e_i}{s} = \frac{e_i}{\text{med}(|\mathbf{e}|)/C} \quad (5)$$

式中: $\text{med}(|\mathbf{e}|)$ 为所有残差绝对值的中位数。

然后将标准化残差 u_i 与阈值 K 进行比较较取权因子 $\omega(u_i)$,权因子 $\omega(u_i)$ 可表示为:

$$\omega(u_i) = \begin{cases} 1 & |u_i| \leq K \\ K/|u_i| & |u_i| > K \end{cases} \quad (6)$$

最后对权重进行更新:

$$P_{k+1} = \omega(u_i) P_k \quad (7)$$

式中: P_k 为变权前的初始权; P_{k+1} 为变权后的等价权。

3.2 基于拉格朗日乘子法的整体模型求解

用拉格朗日乘子法求解多区域状态估计模型,构造拉格朗日函数如下:

$$L(\mathbf{x}, \boldsymbol{\lambda}) = \frac{1}{2} \mathbf{r}_c^T \mathbf{R}_c^{-1} \mathbf{r}_c + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \mathbf{x}_i^T \mathbf{R}_i^{-1} \mathbf{x}_i + \boldsymbol{\lambda}^T (\mathbf{r}_c - \mathbf{z}_c + \mathbf{h}_c(\mathbf{x})) \quad (8)$$

式中: $\boldsymbol{\lambda}$ 为拉格朗日乘子向量。

求解拉格朗日函数极值的迭代公式如下^[7-8]:

$$\Delta \mathbf{y}_{i,k} = \mathbf{G}_i^{-1}(\mathbf{x}_{i,k}) \mathbf{H}_i^T(\mathbf{x}_{i,k}) \mathbf{R}_{i,k}^{-1} \Delta \mathbf{z}_{i,k} \quad (9)$$

$$\boldsymbol{\lambda}_k = \mathbf{G}_c^{-1}(\mathbf{x}_k) \left(\Delta \mathbf{z}_{c,k} - \sum_{i=1}^l \mathbf{H}_{c,i}(\mathbf{x}_{i,k}) \Delta \mathbf{y}_{i,k} \right) \quad (10)$$

$$\mathbf{u}_{i,k} = \mathbf{G}_i^{-1}(\mathbf{x}_{i,k}) \mathbf{H}_{c,i}^T(\mathbf{x}_{i,k}) \boldsymbol{\lambda}_k \quad (11)$$

$$\Delta \mathbf{x}_{i,k} = \Delta \mathbf{y}_{i,k} + \mathbf{u}_{i,k} \quad (12)$$

$$\mathbf{x}_{i,k+1} = \mathbf{x}_{i,k} + \Delta \mathbf{x}_{i,k} \quad (13)$$

$$\mathbf{R}_{i,k+1}^{-1} = \omega \mathbf{R}_{i,k}^{-1} \quad (14)$$

$$\mathbf{G}_i(\mathbf{x}_{i,k}) = \mathbf{H}_i^T(\mathbf{x}_{i,k}) \mathbf{R}_i^{-1} \mathbf{H}_i(\mathbf{x}_{i,k}) \quad (15)$$

$$\Delta \mathbf{z}_{i,k} = \mathbf{z}_i - \mathbf{h}_i(\mathbf{x}_{i,k}) \quad i = 1, 2, \dots, l \quad (16)$$

$$\Delta \mathbf{z}_{c,k} = \mathbf{z}_c - \mathbf{h}_c(\mathbf{x}_{i,k}) \quad (17)$$

$$\mathbf{G}_c(\mathbf{x}_k) = \sum_{i=1}^l (\mathbf{R}_{c,i} + \mathbf{H}_{c,i}(\mathbf{x}_{i,k}) \mathbf{G}_i^{-1}(\mathbf{x}_{i,k}) \mathbf{H}_{c,i}^T(\mathbf{x}_{i,k})) \quad (18)$$

式中: k 为迭代次数; $\mathbf{H}_i(\mathbf{x}_i) = \partial \mathbf{h}_i(\mathbf{x}_i) / \partial \mathbf{x}_i$,为与区

域 S_i 内部量测相关的雅可比矩阵; $\mathbf{H}_{c,i}(\mathbf{x}_i) = \partial \mathbf{h}_{c,i}(\mathbf{x}_i) / \partial \mathbf{x}_i$, 为与子区域 S_i 边界量测相关的雅可比矩阵; $\mathbf{u}_{i,k}$ 为各子区域相邻区域交互一致性变量后得到的状态量修正值。

因为是采取非重叠的分区方法, 式(9)中 $\mathbf{G}_i(\mathbf{x}_{i,k}), \mathbf{H}(\mathbf{x}_{i,k}), \Delta \mathbf{z}_{i,k}$ 的计算只依赖子区域 S_i 内部的量测信息以及状态变量 \mathbf{x}_i , 各子区域可通过式(9)独立求解出内部的估计值 $\Delta \mathbf{y}_{i,k}$ 。而式(10)中的 $\mathbf{G}_c(\mathbf{x}_k), \Delta \mathbf{z}_{c,k}, \sum_{i=1}^l \mathbf{H}_{c,i}(\mathbf{x}_{i,k}) \Delta \mathbf{y}_{i,k}$ 的计算则应依赖所有边界量测信息以及边界节点状态变量。为求取 λ_k , 这里采用平均一致性算法^[25], 通过分布式迭代方式进行求解。该算法只需要相邻子区域间交互量测信息, 而无需控制中心统一量测信息, 通过多次分布式迭代各子区域可获得全局变量 λ_k 。在获得全局变量 λ_k 之后, 通过子区域 S_i 的内部以及边界的量测信息以及状态变量求解 $\mathbf{G}_i(\mathbf{x}_{i,k})$ 以及 $\mathbf{H}_{c,i}(\mathbf{x}_{i,k})$, 获取内部估计值的修正量 $\mathbf{u}_{i,k}$ 。通过式(12)和式(13)获取全局最优解 $\Delta \mathbf{x}_{i,k}$ 以及 $\mathbf{x}_{i,k+1}$, 并利用式(14)更新权重 $\mathbf{R}_{i,k+1}^{-1}$ 。

3.3 基于平均一致性算法的全局变量 λ_k 求解

为利用平均一致性算法通过分布式迭代求解 λ_k , 将式(10)改写为:

$$\lambda_k = \left(\frac{1}{l} \mathbf{G}_c(\mathbf{x}_k) \right)^{-1} \times \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l (\Delta \mathbf{z}_{c,i,k} - \mathbf{H}_{c,i}(\mathbf{x}_{i,k}) \Delta \mathbf{y}_{i,k}) \quad (19)$$

用平均一致性算法分别对 $\frac{1}{l} \mathbf{G}_c(\mathbf{x}_k)$ 和 $\frac{1}{l} \sum_{i=1}^l (\Delta \mathbf{z}_{c,i,k} - \mathbf{H}_{c,i}(\mathbf{x}_{i,k}) \Delta \mathbf{y}_{i,k})$ 进行求解, 迭代求解算法如下:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \mathbf{D}^t \begin{bmatrix} \frac{1}{l} \mathbf{G}_c(\mathbf{x}_k) \\ \frac{1}{l} \mathbf{G}_c(\mathbf{x}_k) \\ \vdots \\ \frac{1}{l} \mathbf{G}_c(\mathbf{x}_k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{c,1} + \mathbf{H}_{c,1}(\mathbf{x}_{1,k}) \mathbf{G}_1^{-1}(\mathbf{x}_{1,k}) \mathbf{H}_{c,1}^T(\mathbf{x}_{1,k}) \\ \mathbf{R}_{c,2} + \mathbf{H}_{c,2}(\mathbf{x}_{2,k}) \mathbf{G}_2^{-1}(\mathbf{x}_{2,k}) \mathbf{H}_{c,2}^T(\mathbf{x}_{2,k}) \\ \vdots \\ \mathbf{R}_{c,l} + \mathbf{H}_{c,l}(\mathbf{x}_{l,k}) \mathbf{G}_l^{-1}(\mathbf{x}_{l,k}) \mathbf{H}_{c,l}^T(\mathbf{x}_{l,k}) \end{bmatrix}^{[0]} \quad (20)$$

$$\begin{bmatrix} \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l (\Delta \mathbf{z}_{c,i,k} - \mathbf{H}_{c,i}(\mathbf{x}_{i,k}) \Delta \mathbf{y}_{i,k}) \\ \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l (\Delta \mathbf{z}_{c,i,k} - \mathbf{H}_{c,i}(\mathbf{x}_{i,k}) \Delta \mathbf{y}_{i,k}) \\ \vdots \\ \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l (\Delta \mathbf{z}_{c,i,k} - \mathbf{H}_{c,i}(\mathbf{x}_{i,k}) \Delta \mathbf{y}_{i,k}) \end{bmatrix} = \lim_{t \rightarrow \infty} \mathbf{D}^t \begin{bmatrix} \Delta \mathbf{z}_{c,1,k} - \mathbf{H}_{c,1}(\mathbf{x}_{1,k}) \Delta \mathbf{y}_{1,k} \\ \Delta \mathbf{z}_{c,2,k} - \mathbf{H}_{c,2}(\mathbf{x}_{2,k}) \Delta \mathbf{y}_{2,k} \\ \vdots \\ \Delta \mathbf{z}_{c,l,k} - \mathbf{H}_{c,l}(\mathbf{x}_{l,k}) \Delta \mathbf{y}_{l,k} \end{bmatrix}^{[0]} \quad (21)$$

式中: t 为一致性变量求解的迭代次数; \mathbf{D} 为行随机矩阵, 与系统的通信拓扑有关^[7-8]; 上标[0]表示各子区域一致性变量初值。

根据式(20)和式(21), 子区域 S_i 独立计算本地一致性变量初值 $[\mathbf{R}_{c,i} + \mathbf{H}_{c,i}(\mathbf{x}_{i,k}) \mathbf{G}_i^{-1}(\mathbf{x}_{i,k}) \times \mathbf{H}_{c,i}^T(\mathbf{x}_{i,k})]^{[0]}$ 和 $[\Delta \mathbf{z}_{c,i,k} - \mathbf{H}_{c,i}(\mathbf{x}_{i,k}) \Delta \mathbf{y}_{i,k}]^{[0]}$ 后, 再通过行随机矩阵 \mathbf{D} 与相邻子区域进行信息交换。行随机矩阵 \mathbf{D} 各行元素和为 1, 实际起到了权重的作用, 与子区域 S_i 相邻的区域的一致性变量权重非零, 不相邻的区域的一致性变量权重为零, 通过一次迭代即乘以行随机矩阵 \mathbf{D} , 获取子区域 S_i 相邻区域的一致性变量信息, 对子区域 S_i 本地一致性变量进行修正, 得到 $[\mathbf{R}_{c,i} + \mathbf{H}_{c,i}(\mathbf{x}_{i,k}) \mathbf{G}_i^{-1}(\mathbf{x}_{i,k}) \mathbf{H}_{c,i}^T(\mathbf{x}_{i,k})]^{[1]}$ 和 $[\Delta \mathbf{z}_{c,i,k} - \mathbf{H}_{c,i}(\mathbf{x}_{i,k}) \Delta \mathbf{y}_{i,k}]^{[1]}$ 。理论上, 当 t 趋向于无穷大时, 各子区域收敛于一致性变量均值, 需要说明的是, 在实际应用中只需经过有限次迭代求取满足一定精度的近似一致性变量均值。

3.4 多区域状态估计算法流程

图 2 为各子区域的状态估计流程。首先, 读入量测信息以及误差矩阵, 并设置状态向量初值 $\mathbf{x}_{i,1}$ 进行初始化, 各子区域根据区域内部量测向量 \mathbf{z}_i 和状态变量向量 $\mathbf{x}_{i,k}$ 进行区域内部状态估计得到内部状态估计值 $\Delta \mathbf{y}_{i,k}$, 然后计算本地的一致性变量初值, 并根据一致性协议与相邻子区域交互信息, 经过有限次迭代后得到一致性变量均值, 求解全局变量 λ_k , 结合子区域自身的边界量测求取内部状态修正量 $\mathbf{u}_{i,k}$, 叠加得到全局最优解 $\Delta \mathbf{x}_{i,k}$ 以及 $\mathbf{x}_{i,k+1}$, 并根据残差对子区域 S_i 内部量测权重 \mathbf{R}_i^{-1} 进行更新, 直到所有子区域全局最优解 $\Delta \mathbf{x}_{i,k} (i=1, 2, \dots, l)$ 都收敛至小于阈值 τ 时停止迭代。

4 IEEE 118 节点配电网仿真

4.1 仿真系统介绍

为验证所提分布式状态估计方法的有效性, 选

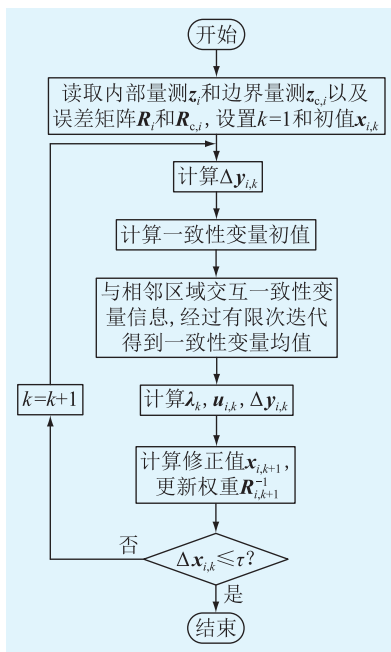


图2 分布式状态估计算法流程

Fig.2 Flow chart of distributed state estimation algorithm

用 IEEE 118 节点配电网系统进行数值仿真。状态估计算法在 Matlab 2017b 软件平台上编程实现, 并利用 Matpower 7.0 软件包计算配电网系统潮流, 把潮流计算结果作为真实量测值, 用于状态估计结果对比分析。仿真测试系统结构如图 3 所示。

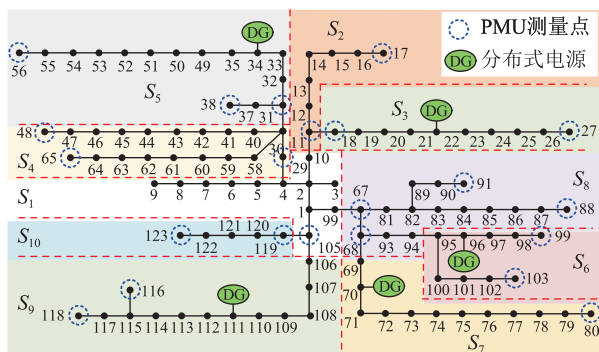


图3 IEEE 118 节点测试系统

Fig.3 IEEE 118-bus test system

由图 3 可以看出, 将 IEEE 118 节点系统划分为 S_1 — S_{10} 共 10 个子区域。将节点 1 设置为系统的平衡节点, 除含平衡节点的子区域之外, 在其余各子区域选取容易受到攻击的节点配置 PMU 量测, 系统为全量测系统, SCADA 量测量包括各支路功率和各节点注入功率。在仿真测试中, 各变量的量测误差设置如下: 电压幅值量测误差 $\sigma_v = 1 \times 10^{-5}$, 电压相角量测误差 $\sigma_\theta = 1 \times 10^{-5}$, 节点 i 注入功率量测误差 $\sigma_i = 1 \times 10^{-4}$, 线路 i — j 输送功率量测误差 $\sigma_{ij} = 8 \times 10^{-5}$ 。

4.2 多区域状态估计结果分析

在正常运行的情况下, 采用文中所提状态估计方法对 IEEE 118 节点测试系统进行仿真, 利用仿真结果与真实值的绝对误差作为评估状态估计方法性能指标, 并将仿真结果与集中式状态估计和分布式状态估计^[7-8]进行比较, 比较结果如图 4 和图 5 所示。

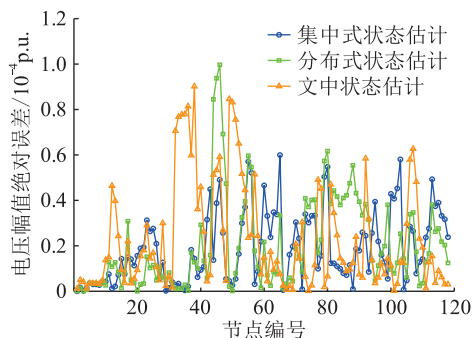


图4 无攻击时电压幅值绝对误差

Fig.4 Absolute errors of voltage amplitude without attack

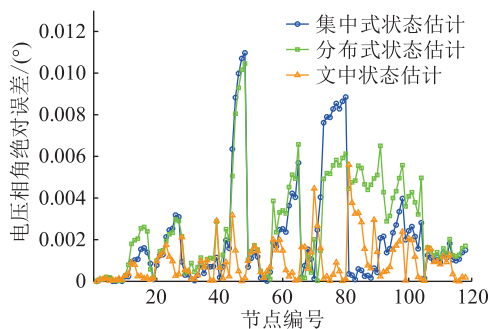


图5 无攻击时电压相角绝对误差

Fig.5 Absolute errors of voltage phase angle without attack

由图 4 和图 5 可以看出, 在相同量测值的情况下, 与集中式和分布式状态估计方法相比, 文中所提状态估计方法得到的电压幅值与真实值相差不大, 绝对误差都在 0.000 1 内, 而电压相角与其他估计方法所得相角相比更接近真实值, 具有更高的估计精度。

4.3 虚假数据检测与抑制效果分析

4.3.1 随机虚假数据攻击场景

在 IEEE 118 节点系统中的 S_6 区域随机注入攻击向量, 攻击向量无须满足基尔霍夫定律。分别采用文中所提状态估计方法、集中式状态估计、分布式状态估计进行仿真, 随机虚假数据攻击后电压幅值与相角绝对误差如图 6 和图 7 所示。

由图 6 和图 7 可以看出, 随机虚假数据攻击后文中所提状态估计结果比起集中式和分布式状态估计结果要更加接近真实值, 可以看出文中所提状

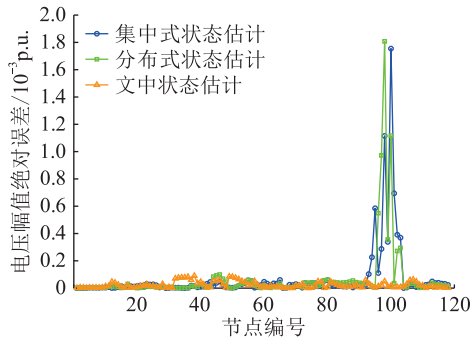


图6 随机虚假数据攻击下电压幅值绝对误差

Fig.6 Absolute errors of voltage amplitude under random false data injection attack

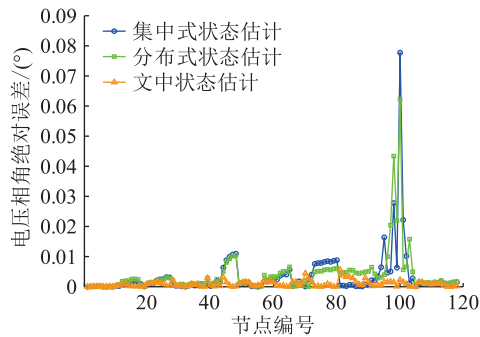


图7 随机虚假数据攻击下电压相角绝对误差

Fig.7 Absolute errors of voltage phase angle under random false data injection attack

态估计方法能够有效地抑制随机虚假数据攻击对状态估计造成的影响。

文中所提状态估计和现有的分布式状态估计在遭受随机虚假数据注入攻击后目标函数极值 $J(\hat{x})$ 的变化如表 1 和表 2 所示,残差 r 的变化如表 3 和表 4 所示。

表 1 随机虚假数据攻击下文中状态估计

目标函数极值 $J(\hat{x})$ 变化Table 1 Change of objective function extremum $J(\hat{x})$ of the proposed state estimation under random false data injection attack

区域	自由度	检测临界值	攻击前检测值	攻击后检测值
S_1	16	32.000	16.472 2	16.472 2
S_2	12	26.217	7.547 1	7.547 1
S_3	18	34.805	6.130 1	6.130 1
S_4	36	58.619	42.240 1	42.240 1
S_5	30	50.892	31.453 4	31.453 4
S_6	16	32.000	11.556 9	9.314 7
S_7	22	40.289	10.120 0	10.120 0
S_8	26	45.642	21.989 9	21.989 9
S_9	26	45.642	18.179 6	18.179 6
S_{10}	8	20.090	1.682 6	1.682 6

表 2 随机虚假数据攻击下分布式状态估计

目标函数极值 $J(\hat{x})$ 变化Table 2 Change of objective function extremum $J(\hat{x})$ of the distributed state estimation under random false data injection attack

区域	自由度	检测临界值	攻击前检测值	攻击后检测值
S_1	16	32.000	20.420 5	20.419 8
S_2	12	26.217	14.303 7	14.303 7
S_3	18	34.805	18.830 1	18.830 1
S_4	36	58.619	50.835 2	50.835 2
S_5	30	50.892	28.249 2	28.249 2
S_6	16	32.000	22.900 7	88 121
S_7	22	40.289	20.691 2	20.691 2
S_8	26	45.642	32.386 0	32.386 0
S_9	26	45.642	31.673 6	31.673 6
S_{10}	8	20.090	6.519 6	6.519 6

表 3 随机虚假数据攻击下文中状态估计残差 r 变化Table 3 Change of residual error r of the proposed state estimation under random false data injection attack

区域	攻击前检测值	攻击后检测值	变化幅度/%
S_1	0.002 00	0.002 00	0
S_2	0.000 38	0.000 38	0
S_3	0.000 47	0.000 47	0
S_4	0.000 75	0.000 75	0
S_5	0.000 83	0.000 83	0
S_6	0.000 49	0.041 20	>>100
S_7	0.000 52	0.000 52	0
S_8	0.000 74	0.000 74	0
S_9	0.000 58	0.000 58	0
S_{10}	0.000 33	0.000 33	0

表 4 随机虚假数据攻击下分布式状态估计残差 r 变化Table 4 Change of residual error r of the distributed state estimation under random false data injection attack

区域	攻击前检测值	攻击后检测值	变化幅度/%
S_1	0.000 40	0.000 40	0
S_2	0.000 34	0.000 34	0
S_3	0.000 41	0.000 41	0
S_4	0.000 68	0.000 68	0
S_5	0.000 50	0.000 50	0
S_6	0.000 44	0.027 60	>>100
S_7	0.000 43	0.000 43	0
S_8	0.000 53	0.000 53	0
S_9	0.000 52	0.000 52	0
S_{10}	0.000 24	0.000 24	0

在实验中,集中式状态估计在受随机虚假数据攻击后目标极值检测值 $J(\hat{x})$ 由 250.380 1 变为 90 237,残差检测值 r 由 0.015 0 变为 0.027 90,变化幅度较大,因此集中式状态估计可通过目标极值或

残差检测来辨识攻击。由表 1—表 4 可以看出,现有的分布式状态估计在随机虚假数据攻击后,区域 S_6 的目标极值检测值 $J(\hat{x})$ 由 22.900 7 变为 88 121,残差检测值 r 由 0.000 44 变为 0.027 60,变化幅度也较大,而其他子区域目标极值检测值 $J(\hat{x})$ 以及残差检测值 r 不发生改变,因此分布式状态估计也可以有效检测出随机虚假数据攻击。文中所提状态估计方法,由于权函数的存在,在迭代过程中消除了不良数据的影响,因此目标极值检测值 $J(\hat{x})$ 基本不发生变化,但残差检测值 r 由 0.000 49 变为 0.041 20,变化幅度较大,可见文中状态估计不仅可以有效检测出随机虚假数据攻击,还能减小虚假数据注入攻击对估计结果的影响。

4.3.2 完美虚假数据攻击场景

在 IEEE 118 节点系统的节点 103 处注入攻击向量来篡改其相角 $+0.045^\circ$,如要构造符合基尔霍夫定律的完美虚假数据,则需要篡改节点 102 和 103 的有功和无功注入功率以及支路 102—103 的有功和无功潮流。文中构造攻击向量 a ,改变节点 102 的有功注入功率 $-0.003 14$ p.u.,无功注入功率 $+0.000 76$ p.u.,节点 103 的有功注入功率 $+0.003 15$ p.u.,无功注入功率 $-0.000 71$ p.u.,支路 102—103 的有功潮流 $-0.003 14$ p.u.,无功潮流 $+0.000 76$ p.u.。对于文中所提分布式状态估计,在节点 103 处配置 PMU,将节点 103 的电压幅值和相角量测作为区域 S_6 的内部量测。当系统遭受到上文构建的虚假数据攻击时,PMU 为状态估计提供了准确且高精度的量测,状态估计会强制拟合电压幅值和相角量测。

分别采用文中所提状态估计法、集中式状态估计法和分布式状态估计法进行仿真,完美虚假数据攻击后电压相角绝对误差如图 8 所示。

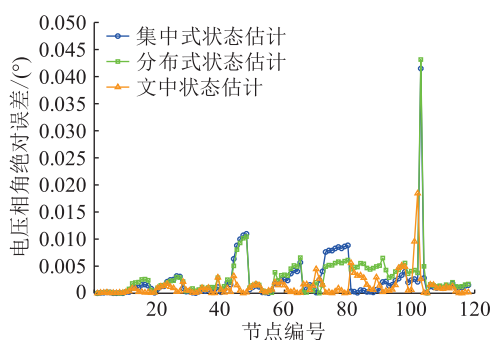


图 8 完美虚假数据攻击下电压相角绝对误差
Fig.8 Absolute errors of voltage phase angle under perfect false data injection attack

由图 8 可以看出,完美虚假数据攻击对于集中式和分布式状态估计的危害较大,攻击者可以随意

篡改节点的状态值,而文中状态估计结果相对接近真实值,能够有效抑制完美虚假数据攻击对状态估计造成的影响。

文中状态估计和分布式状态估计在遭受完美虚假数据注入攻击后目标函数极值 $J(\hat{x})$ 如表 5 和表 6 所示,残差 r 的变化如表 7 和表 8 所示。

表 5 完美虚假数据攻击下文中状态估计

目标函数极值 $J(\hat{x})$ 变化

Table 5 Change of objective function extremum $J(\hat{x})$ of the proposed state estimation under perfect false data injection attack

区域	自由度	检测临界值	攻击前检测值	攻击后检测值
S_1	16	32.000	16.472 2	16.472 2
S_2	12	26.217	7.547 1	7.547 1
S_3	18	34.805	6.130 1	6.130 1
S_4	36	58.619	42.240 1	42.240 1
S_5	30	50.892	31.453 4	31.453 4
S_6	16	32.000	11.556 9	264.536 8
S_7	22	40.289	10.120 0	10.120 0
S_8	26	45.642	21.989 9	21.989 9
S_9	26	45.642	18.179 6	18.179 6
S_{10}	8	20.090	1.682 6	1.682 6

表 6 完美虚假数据攻击下分布式状态估计

目标函数极值 $J(\hat{x})$ 变化

Table 6 Change of objective function extremum $J(\hat{x})$ of the distributed state estimation under perfect false data injection attack

区域	自由度	检测临界值	攻击前检测值	攻击后检测值
S_1	16	32.000	20.419 8	20.419 8
S_2	12	26.217	14.303 7	14.303 7
S_3	18	34.805	18.830 1	18.830 1
S_4	36	58.619	50.835 2	50.835 2
S_5	30	50.892	28.249 2	28.249 2
S_6	16	32.000	22.900 7	21.558 9
S_7	22	40.289	20.691 2	20.691 2
S_8	26	45.642	32.386 0	32.386 0
S_9	26	45.642	31.673 6	31.673 6
S_{10}	8	20.090	6.519 6	6.519 6

在实验中,集中式状态估计方法在受到完美虚假数据攻击后的目标极值检测值 $J(\hat{x})$ 由 250.380 1 变为 259.036 5,残差检测值 r 由 0.015 0 变为 0.014 0,可见目标极值和残差的变化幅度较小,难以准确辨识完美虚假数据注入攻击。由表 5—表 8 可以看出,分布式状态估计在受到完美虚假数据攻击后目标极值检测值 $J(\hat{x})$ 以及残差检测值 r 基本保持不变,完美虚假数据攻击可以绕过不良数据检测环节。对于文中状态估计,子区域 S_6 的目标函数检测

表7 完美虚假数据攻击下文中状态估计残差 r 变化Table 7 Change of residual error r of the proposed state estimation under perfect false data injection attack

区域	攻击前检测值	攻击后检测值	变化幅度/%
S_1	0.002 00	0.002 00	0
S_2	0.000 38	0.000 38	0
S_3	0.000 47	0.000 47	0
S_4	0.000 75	0.000 75	0
S_5	0.000 83	0.000 83	0
S_6	0.000 49	0.002 70	+451
S_7	0.000 52	0.000 52	0
S_8	0.000 74	0.000 74	0
S_9	0.000 58	0.000 58	0
S_{10}	0.000 33	0.000 33	0

表8 完美虚假数据攻击下分布式状态估计残差 r 变化Table 8 Change of residual error r of the distributed state estimation under perfect false data injection attack

区域	攻击前检测值	攻击后检测值	变化幅度/%
S_1	0.000 40	0.000 40	0
S_2	0.000 34	0.000 34	0
S_3	0.000 41	0.000 41	0
S_4	0.000 68	0.000 68	0
S_5	0.000 50	0.000 50	0
S_6	0.000 44	0.000 43	-2.2
S_7	0.000 43	0.000 43	0
S_8	0.000 53	0.000 53	0
S_9	0.000 52	0.000 52	0
S_{10}	0.000 24	0.000 24	0

值 $J(\hat{x})$ 由 11.556 9 变为 264.536 8, 残差检测值 r 由 0.000 49 变为 0.002 70, 变化幅度较大, 其他子区域的目标函数检测值 $J(\hat{x})$ 以及残差检测值 r 基本保持不变, 可见文中状态估计方法可以有效识别子区域内是否发生完美虚假数据攻击。

从上述实验结果可以看出, 无论是随机虚假数据注入攻击, 还是完美虚假数据注入攻击, 因攻击导致状态估计结果偏差较大的子区域都是 S_6 , 即虚假数据注入攻击所在的子区域。主要原因为: (1) 采用了分布式计算方法, 各子区域独立进行运算; (2) 在各子区域边界节点配置的 PMU 提供了高精度的电压幅值和相角量测, 从而把强制拟合电压幅值和相角量测时对状态估计结果造成的影响限制在本子区域内, 保证其他子区域的状态估计结果不受影响。

5 结论

针对有源配电网量测干扰多、易受虚假数据注入攻击而导致状态估计不可靠的问题, 文中提出了

基于 PMU 的多区域分布式状态估计方法。该方法具有 3 个特征: 各子区域独立进行运算, 并通过平均一致性协议实现子区域间的信息交互, 实现了完全分布式状态估计; 在子区域内引入权函数, 提高了状态估计的抗差能力; 在易受攻击的节点以及边界节点配置 PMU, 抑制了虚假数据攻击的不良影响。

基于 IEEE 118 节点系统的算例仿真对比试验, 得到结论: (1) 与传统的集中式状态估计和现有的分布式状态估计相比, 文中方法具有更高的估计精度; (2) 无论是随机虚假数据攻击还是完美虚假数据攻击, 文中状态估计方法均可有效减小攻击造成的估计误差, 同时可通过目标极值检测或残差检测准确辨识攻击。

需要说明的是, 文中方法主要侧重于虚假数据注入攻击下有源配电网状态估计, 尚未考虑拒绝服务攻击、重放攻击等其他攻击类型。另外, 文中方法的计算过程需要各子区域分布式迭代实现, 后续将研究算法的迭代计算效率问题。

参考文献:

- [1] 摆世彬, 严明辉, 徐伟, 等. 含大规模风电集群电网的在线计算数据生成技术[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(3): 66-73.
- [2] BAI Shibin, YAN Minghui, XU Wei, et al. An online calculation data generation technology for a power grid integrated with a large-scale wind farm[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(3): 66-73.
- [3] LIU Y, MELIPOULOS A P, SUN L, et al. Protection and control of microgrids using dynamic state estimation[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2018, 3: 31.
- [4] 唐成虹, 李淑锋, 陈永华, 等. 计及分布式电源的主动配电系统状态估计[J]. 广东电力, 2021, 34(3): 60-67.
- [5] TANG Chenghong, LI Shufeng, CHEN Yonghua, et al. State estimation of active distribution system considering DGs[J]. Guangdong Electric Power, 2021, 34(3): 60-67.
- [6] 吴在军, 徐俊俊, 余星火, 等. 主动配电网状态估计技术评述[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(13): 182-191.
- [7] WU Zaijun, XU Junjun, YU Xinghuo, et al. Review on state estimation technique of active distribution network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(13): 182-191.
- [8] 张国荣, 陈夏冉. 能源互联网未来发展综述[J]. 电力自动化设备, 2017, 37(1): 1-7.
- [9] ZHANG Guorong, CHEN Xiaran. Future development of energy Internet[J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(1): 1-7.
- [10] DING D R, HAN Q L, GE X H, et al. Secure state estimation and control of cyber-physical systems: a survey[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2021, 51(1): 176-190.
- [11] 乐健, 李星锐, 周谦, 等. 电力系统多区域分布式状态估计方

- 法[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(5): 165-173.
- LE Jian, LI Xingrui, ZHOU Qian, et al. Multi-area distributed state estimation method for power system[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(5): 165-173.
- [8] 夏世威, 张茜, 余璟, 等. 基于一致性理论的多区域电力系统分布式状态估计[J]. 电力自动化设备, 2019, 39(12): 140-147.
- XIA Shiwei, ZHANG Qian, YU Jing, et al. Distributed state estimation of multi-area power systems based on consensus algorithm[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(12): 140-147.
- [9] 怀全, 候小虎, 何良策, 等. 一种含分布式电源的中低压配电网状态估计方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(21): 69-77.
- HUAI Quan, HOU Xiaohu, HE Liangce, et al. A method of state estimation for middle voltage and low voltage distribution network with distributed generations[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(21): 69-77.
- [10] 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): 2605-2615.
- 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): 2605-2615.
- [11] 徐俊俊, 吴在军, 胡秦然, 等. 考虑多类型分布式电源和负荷不确定性的主动配电网区间状态估计[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(11): 3255-3266.
- XU Junjun, WU Zaijun, HU Qinran, et al. Interval state estimation for active distribution networks considering uncertainties of multiple types of DGs and loads[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(11): 3255-3266.
- [12] 李志豪, 陈皓勇. 基于 PMU 量测的配电网稀疏估计[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(23): 11-20.
- LI Zhihao, CHEN Haoyong. Sparse estimation of a distribution network based on PMU measurement[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(23): 11-20.
- [13] 杨翮, 楼华辉, 卢瀚顺, 等. 基于 PMU 量测的城市电力系统分布式状态估计算法[J]. 高压电器, 2016, 52(4): 170-175.
- YANG Xuan, LOU Huahui, LU Hanshun, et al. Novel distributed state estimation algorithm in urban power grid based on PMU measurements[J]. High Voltage Apparatus, 2016, 52(4): 170-175.
- [14] 褚云龙, 谢丽荣, 张小东, 等. 面向智能电网的 PCA 近似法错误数据注入攻击[J]. 计算机与数字工程, 2021, 49(2): 360-365.
- CHU Yunlong, XIE Lirong, ZHANG Xiaodong, et al. PCA approximation error data injection attack for smart grid[J]. Computer & Digital Engineering, 2021, 49(2): 360-365.
- [15] 田继伟, 王布宏, 尚福特. 基于鲁棒主成分分析的智能电网虚假数据注入攻击[J]. 计算机应用, 2017, 37(7): 1943-1947, 1971.
- TIAN Jiwei, WANG Buhong, SHANG Fute. False data injection attacks based on robust principal component analysis in smart grid[J]. Journal of Computer Applications, 2017, 37(7): 1943-1947, 1971.
- [16] LI L, YANG H, XIA Y Q, et al. Event-based distributed state estimation for linear systems under unknown input and false data injection attack[J]. Signal Processing, 2020, 170: 107423.
- [17] YANG W, LUO W J, ZHANG X T. Distributed secure state estimation under stochastic linear attacks[J]. IEEE Transactions on Network Science and Engineering, 2021, 8(3): 2036-2047.
- [18] 肖飞, 叶康, 邓祥力, 等. 基于最优编码集及智能状态估计的电网故障诊断方法[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(2): 89-97.
- XIAO Fei, YE Kang, DENG Xiangli, et al. A fault diagnosis method of a power grid based on an optimal coding set and intelligent state estimation[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(2): 89-97.
- [19] 赵丽莉, 刘忠喜, 孙国强, 等. 基于非线性状态估计的虚假数据注入攻击代价分析[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(19): 38-45.
- ZHAO Lili, LIU Zhongxi, SUN Guoqiang, et al. Cost analysis of the false data injection attack based on nonlinear state estimation[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(19): 38-45.
- [20] 王先培, 田猛, 董政呈, 等. 输电网虚假数据攻击研究综述[J]. 电网技术, 2016, 40(11): 3406-3414.
- WANG Xianpei, TIAN Meng, DONG Zhengcheng, et al. Survey of false data injection attacks in power transmission systems[J]. Power System Technology, 2016, 40(11): 3406-3414.
- [21] 张旭, 陈云龙, 王仪贤, 等. 基于潮流断面修正的含风电电网无功-电压分区方法[J]. 电力自动化设备, 2019, 39(10): 48-54.
- ZHANG Xu, CHEN Yunlong, WANG Yixian, et al. Reactive power-voltage partitioning of power grid with wind power based on correction of power flow section[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(10): 48-54.
- [22] 吴琛, 梁晟杰, 刘旭斐, 等. 考虑子系统恢复时间的停电电网分区策略[J]. 电力工程技术, 2021, 40(1): 92-98.
- WU Chen, LIANG Shengjie, LIU Xufei, et al. Sectionalizing strategy for the blackout power system considering the restoration time of subsystem[J]. Electric Power Engineering Technology, 2021, 40(1): 92-98.
- [23] 王帅, 张海波. 基于等值信息交换的分布式抗差估计算法[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(15): 30-37.
- WANG Shuai, ZHANG Haibo. A distributed robust estimation algorithm based on equivalent information exchange[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(15): 30-37.
- [24] 徐艳春, 刘晓明, 李振华, 等. PMU 准实时数据对主动配电网抗差估计的影响[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(10): 15-22.
- XU Yanchun, LIU Xiaoming, LI Zhenhua, et al. Influence of

PMU quasi-real-time data on robust estimation of active distribution network [J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(10): 15-22.

- [25] 蔡永智,陈皓勇,郭曼兰. 采用有限时间平均一致性协议的电力系统分布式状态估计[J]. 控制理论与应用, 2016, 33(8): 1007-1014.

CAI Yongzhi, CHEN Haoyong, GUO Manlan. Distributed power system state estimation using finite-time average consensus protocol[J]. Control Theory & Applications, 2016, 33(8): 1007-1014.

作者简介:



黄崇鑫

黄崇鑫(1983),男,博士,副研究员,研究方向为电力系统调度与控制、配电网优化运行等(E-mail:huangchongxin@foxmail.com);

洪明磊(1997),男,硕士在读,研究方向为配电网状态估计;

伏帅(1997),男,硕士在读,研究方向为综合能源系统优化。

Distributed state estimation of active distribution network considering false data injection attack

HUANG Chongxin¹, HONG Minglei¹, FU Shuai¹, DENG Song²

(1. College of Automation & College of Artificial Intelligence, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, China; 2. Institute of Advanced Technology, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, China)

Abstract: As a key link to ensure the quality of power grid monitoring data, the state estimation provides a reliable data basis for the energy management system. Considering the problems of the large measurement errors and the vulnerability to the cyberattacks in active distribution network, a distributed state estimation method for active distribution network with the false data injection attacks (FDIAs) is studied in this paper. Firstly, the internal state of the subsystem is estimated according to its own measurement, and it is corrected with the global information obtained by the average consensus algorithm, thus the fully-distributed state estimation is realized. Secondly, the weight function is introduced into the subsystem state estimation to modify the weight matrix of the objective extremum function dynamically for improving the robustness of the state estimation. Subsequently, the phasor measurement unit is configured on the boundary nodes and the nodes which are vulnerable to the FDIAs for enhancing the ability to identify the attacks. Finally, the simulations are performed on the IEEE 118-bus distribution network system for verification. The results show that the proposed state estimation method can not only reduce the estimation error effectively, but also identify the FDIAs accurately, which verifies that the accuracy of state estimation and the identification ability of FDIAs are improved.

Keywords: active distribution network; false data injection attack; distributed state estimation; average consensus algorithm; robust least square method; phasor measurement unit

(编辑 方晶)