

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.200037

基于 PMU 量测的配电网稀疏估计

李志豪, 陈皓勇

(华南理工大学电力学院, 广东 广州 510641)

摘要: 同步相量量测技术的应用为配电网估计如潮流雅可比矩阵估计和电压/相角-功率灵敏度估计提供了重要技术基础。针对潮流雅可比矩阵的相关性、稀疏性和对称性, 提出了一种基于同步相量测量单元量测数据的潮流雅可比矩阵和灵敏度矩阵的稀疏估计方法, 在较少量测下, 有效估计了雅可比矩阵和灵敏度矩阵。进一步针对量测过程中出现的不良数据, 引入鲁棒性更大的加权最小二乘法, 提高了算法的鲁棒性。最后, 通过 IEEE33 节点配电系统验证了方法的可行性。

关键词: 配电网估计; 同步相量量测; 稀疏估计; 加权最小二乘法

Sparse estimation of a distribution network based on PMU measurement

LI Zhihao, CHEN Haoyong

(School of Electric Power, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China)

Abstract: The application of synchronous phasor measurement technology provides an important technical basis for distribution network estimation such as power flow Jacobian matrix estimation and voltage/phase angle-power sensitivity estimation. Considering the correlation, sparseness and symmetry of the power flow Jacobian matrix, a sparse estimation method of power flow Jacobian matrix and sensitivity matrix based on the measured data of a synchronous phasor measurement unit is proposed. It can effectively estimate the Jacobian matrix and the sensitivity matrix with less measurement. To tackle the problem of bad data appearing in the measurement process, a more robust weighted least squares method is introduced to improve the robustness of the algorithm. Finally, the feasibility of the method is verified on an IEEE33 node power distribution system.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51937005).

Key words: distribution network estimation; phasor measurement unit; sparse estimation; weighted least square method

0 引言

当前, 能源行业结构不断调整, 可再生能源逐渐获得大众青睐。大量智能终端装置的规模化接入与应用, 储能系统、风力发电和光伏发电等分布式电源、电动汽车等可控负荷的并网, 对电力系统尤其是配电网的运行和控制带来了更大的考验^[1-3]。多能源网络协调互补^[4], 配电网的可感可观显得尤为重要, 传统的分析和控制模式已经逐渐无法适应配电系统的要求。随着高级测量体系的不断普及, 电力部门采集到的数据如指数般增长, 传统的配电网状态估计技术不管是速率、效率还是估计精度, 都不能满足现在智能配电网的需求。

同步相量测量单元(Phasor Measurement Unit, PMU)等新兴量测技术和多种估计方法^[5]的应用, 为配电网的状态估计提供了更好的技术基础^[6-7]。同步相量测量单元利用全球定位系统(Global Positioning System, GPS)秒脉冲作同步时钟^[8], 能够实现功率、电压、系统频率等电气量的高精度同步量测^[9-11], 在配电网的参数估计^[12]、状态估计^[13]、拓扑辨识^[14]、运行控制和故障识别定位^[15]等方面都有应用。

文献[16]分析了主动配电网中存在 PMU 和 SM 混合量测时的状态估计表达式, 并用最大节点电压幅值的相对误差及最大节点电压相角的绝对误差来评价在某种特定量测配置情况下的状态估计精度。文献[17]考虑了数据采集与监控系统(Supervisory Control And Data Acquisition, SCADA)和 PMU 量测数据,

基金项目: 国家自然科学基金重点项目资助(51937005)

提出了一种基于相量测量单元的鲁棒状态估计方法,实现了在不同工况下实时监控电力系统。文献[18]结合 SCADA 和 PMU 等不同量测时间尺度的混合数据进行状态估计,再通过 PMU 数据进行状态估计的更新,直至新的 SCADA 数据到来,再重新开始新的混合数据状态估计。文献[19]用微型 PMU 单元测量两端电压和三相数据,对基于相分量模型的、适应配电网不对称运行的线路参数进行了最小二乘辨识。文献[13,20]基于同步相量测量单元,在发生电网特定故障事件时,检测总线或配电线路上的故障位置和故障类型。文献[21]借助配电网数据采集及监视控制系统,用少量微型 PMU 遥测数据,进行数据融合,利用构建的拓扑相似度辨识模型辨识出配电网实际拓扑。文献[22]利用 PMU 量测数据简化互联电网,实现互联电网在线可靠性评估。

潮流雅可比矩阵和电压/相角-功率灵敏度是配电网感知当前状态、潮流计算、运行和控制的基础和重要前提^[23]。但传统的潮流计算方法需要用到精确的线路参数和网络拓扑模型,从而得到相应的矩阵。但如果线路参数变化较大,网络拓扑发生变化,之前的信息就不能用来进行潮流计算,会产生较大的误差,因此信息更新的实时性不足^[24]。通过同步相量测量单元 PMU 量测数据来进行潮流雅可比矩阵和电压/相角-功率灵敏度估计,能够有效避免上述因素引起的误差,而且实时性够强。除此之外,潮流雅可比矩阵有很强的稀疏性,表现在各行的非零元素只出现在该行所代表节点的相关节点的位置,矩阵也蕴藏着网络拓扑信息。利用其中的稀疏性,可以通过较少的量测获得整个潮流雅可比矩阵和电压/相角-功率灵敏度的实时信息。文献[25]基于同步相量量测的历史数据和实时数据,采用最小二乘法实现了实时电压-功率灵敏度的精确估计,但是需要的量测数据不够少,雅可比矩阵中稀疏性的利用率不高。

本文利用 PMU 量测数据,建立潮流雅可比矩阵和电压/相角-功率灵敏度的估计模型,通过提出的改进的稀疏恢复算法找到雅可比矩阵中非零元素的位置,得到潮流雅可比矩阵和电压/相角-功率灵敏度,并通过阈值筛选得到相关联的节点,形成网络拓扑模型。进一步考虑了量测中不良数据的产生,利用一种加权最小二乘法降低不良数据的影响,加强估计算法的鲁棒性。最后通过 IEEE33 节点配电系统验证本文方法的有效性。

1 利用 PMU 量测的估计模型

对于一个平衡的配电系统,在稳定运行时,会

满足式(1)、式(2)所示潮流方程。

$$P_i = V_i \sum_{j \in \Omega_i} V_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) \quad (1)$$

$$Q_i = V_i \sum_{j \in \Omega_i} V_j (G_{ij} \sin \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij}) \quad (2)$$

式中: $i \in \Omega$, Ω 表示网络中所有节点的集合; Ω_i 表示网络中与节点 i 有关联的节点的集合; P_i 、 Q_i 分别表示流入节点 i 的有功和无功功率; V_i 、 V_j 分别表示节点 i 和节点 j 电压幅值; G_{ij} 、 B_{ij} 分别表示节点 i 和节点 j 之间互导纳的实部和虚部; $\theta_{ij} = \theta_i - \theta_j$ 表示节点 i 和节点 j 之间的相角差。

对于非线性的潮流方程,当系统在当前的系统运行点稳定运行时,将其在此运行点处线性化,并将其统一量纲,可得到如下关系。

$$\begin{bmatrix} \Delta P \\ \Delta Q \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} H & N \\ M & L \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \theta \\ \Delta V/V \end{bmatrix} = -J \begin{bmatrix} \Delta \theta \\ \Delta V/V \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\begin{bmatrix} \Delta \theta \\ \Delta V/V \end{bmatrix} = -J^{-1} \begin{bmatrix} \Delta P \\ \Delta Q \end{bmatrix} = -S \begin{bmatrix} \Delta P \\ \Delta Q \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} S_{11} & S_{12} \\ S_{21} & S_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta P \\ \Delta Q \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$S = J^{-1} \quad (5)$$

式中: J 为雅可比矩阵(jacobian matrix),其中 H 、 N 、 M 、 L 则是雅可比矩阵中的分块子矩阵; S 为灵敏度矩阵,四个子矩阵 S_{11} 、 S_{12} 、 S_{21} 、 S_{22} 分别为相角有功、相角无功、电压有功、电压无功灵敏度子矩阵; ΔV 、 $\Delta \theta$ 分别表示各个节点相应的电压幅值和相角的变化量矩阵; ΔP 、 ΔQ 分别表示各节点注入系统的有功、无功功率的变化量矩阵。

$$\begin{aligned} \text{其中,有 } H_{ij} &= \frac{\partial P_i}{\partial \theta_j}, \quad N_{ij} = V_j \frac{\partial P_i}{\partial V_j}, \quad M_{ij} = \frac{\partial Q_i}{\partial \theta_j}, \\ L_{ij} &= V_j \frac{\partial Q_i}{\partial V_j}, \quad S_{11} = \frac{\partial \theta}{\partial P}, \quad S_{12} = \frac{\partial \theta}{\partial Q}, \quad S_{21} = \frac{\partial V}{\partial P}, \\ S_{22} &= \frac{\partial V}{\partial Q}. \end{aligned}$$

设存在 C 组 PMU 历史量测数据,与当前量测值做差值,可以得到各个节点的 C 组功率和电压变化量。 $P_i(k)$ 、 $Q_i(k)$ 、 $V_i(k)$ 、 $\theta_i(k)$ 为节点 i 第 k 组有功功率、无功功率、电压幅值、相角的历史量测值, $P_i(0)$ 、 $Q_i(0)$ 、 $V_i(0)$ 、 $\theta_i(0)$ 为节点 i 有功功率、无功功率、电压幅值、相角的当前量测值。令 $\Delta P_i[k] = P_i(k) - P_i(0)$ 、 $\Delta Q_i[k] = Q_i(k) - Q_i(0)$ 、 $\Delta \theta_i[k] = \theta_i(k) - \theta_i(0)$ 、 $\Delta V_i[k] = V_i(k) - V_i(0)$ 分别表示节点 i 第 k 组历史量测值与当前时刻量测值的差,利用雅可比矩阵,每组量测差值都近似满足式

(6)、式(7)所示的关系。

$$\Delta P_i[k] \approx - \sum_{j \in \Omega_L \cup \Omega_V} H_{ij} \Delta \theta_j[k] - \sum_{j \in \Omega_L} N_{ij} \Delta V_j[k] / V_j(0) \quad (6)$$

$$\Delta Q_i[k] \approx - \sum_{j \in \Omega_L \cup \Omega_V} M_{ij} \Delta \theta_j[k] - \sum_{j \in \Omega_L} L_{ij} \Delta V_j[k] / V_j(0) \quad (7)$$

式中: Ω_L 是网络中所有 PQ 节点的集合; Ω_V 是网络中所有 PV 节点的集合。

设 $\Delta P_i = [\Delta P_i[1], \dots, \Delta P_i[C]]^T$, $\Delta Q_i = [\Delta Q_i[1], \dots, \Delta Q_i[C]]^T$, $\Delta \theta_i = [\Delta \theta_i[1], \dots, \Delta \theta_i[C]]^T$, $\Delta V_i / V_i = [\Delta V_i[1], \dots, \Delta V_i[C]]^T / V_i(0)$ 。

当 $C > 2|\Omega_L| + |\Omega_V|$ 时, 可以得到如下超定方程。

$$\Delta P_i \approx - \begin{bmatrix} (\Delta \theta_j)_{j \in \Omega_L \cup \Omega_V} & (\Delta V_j / V_j)_{j \in \Omega_L} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{H}_i^T \\ \mathbf{N}_i^T \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$\Delta Q_i \approx - \begin{bmatrix} (\Delta \theta_j)_{j \in \Omega_L \cup \Omega_V} & (\Delta V_j / V_j)_{j \in \Omega_L} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{M}_i^T \\ \mathbf{L}_i^T \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中: \mathbf{H}_i 、 \mathbf{N}_i 、 \mathbf{M}_i 、 \mathbf{L}_i 四个向量分别是雅可比矩阵里面各个对应分块子矩阵的第 i 行; $|\Omega_L|$ 和 $|\Omega_V|$ 则是节点集合 Ω_L 和 Ω_V 其中元素的总个数。

令 $\tilde{\mathbf{A}} = - \begin{bmatrix} (\Delta \theta_j)_{j \in \Omega_L \cup \Omega_V} & (\Delta V_j / V_j)_{j \in \Omega_L} \end{bmatrix}$ 为传感矩阵, 可以建立最小二乘估计模型:

$$\begin{cases} F = \min \mathbf{e}_i^T \mathbf{e}_i \\ \text{s.t. } \Delta P_i = \tilde{\mathbf{A}} \begin{bmatrix} \mathbf{H}_i^T \\ \mathbf{N}_i^T \end{bmatrix} + \mathbf{e}_i \end{cases} \quad (10)$$

式中, \mathbf{e}_i 为节点 i 微小的功率波动和量测误差。

利用最小二乘估计模型, 求解可得 \mathbf{H}_i 和 \mathbf{N}_i 的最优估计值为

$$\begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{H}}_i^T \\ \tilde{\mathbf{N}}_i^T \end{bmatrix} = (\tilde{\mathbf{A}}^T \tilde{\mathbf{A}})^{-1} \tilde{\mathbf{A}}^T \Delta P_i \quad (11)$$

式中: $\tilde{\mathbf{H}}_i$ 为 \mathbf{H}_i 的估计值; $\tilde{\mathbf{N}}_i$ 为 \mathbf{N}_i 的估计值。同理, $\tilde{\mathbf{M}}_i$ 和 $\tilde{\mathbf{L}}_i$ 也可以通过最小二乘法估计得到, 继而得到整个潮流雅可比矩阵的估计矩阵。

将估计的雅可比矩阵求逆, $\tilde{\mathbf{S}} = \tilde{\mathbf{J}}^{-1}$, 进而可得到相角/电压的功率灵敏度矩阵的估计矩阵 $\tilde{\mathbf{S}}$ 。雅可比矩阵中的非零元素位置, 也包含着节点之间的关联信息, 即可得到整个网络拓扑。

2 稀疏估计模型

潮流雅可比矩阵中, 只有互相关联的节点所对应的位置的元素非零, 整个雅可比矩阵具有很大的稀疏性。因此量测组数 C 可以小于 $2|\Omega_L| + |\Omega_V|$, 只需要在恢复迭代计算中满足最小矩阵维数要求即

可。因此可以将雅可比矩阵的估计问题转化为稀疏信号的恢复问题。

稀疏信号重构问题中, 常用的算法有三大类^[26]。第一种稀疏恢复算法是凸松弛算法, 大概的思想是将在一定条件下非凸的函数优化问题转化为凸函数的优化问题来进行求解, 所需要的观测数目比较少, 但是计算难度非常高, 计算复杂, 因此导致算法的收敛性不是很好; 第二种稀疏恢复算法是组合算法, 通过分组测试来对稀疏信号进行快速重建, 计算复杂度小, 但在重构稀疏信号的精度上远不如凸松弛算法; 最后一种则是贪婪算法, 通过贪婪迭代的方法来更新支撑集, 逐步逼近原始解, 无论是复杂度和精度, 都在前两者之间。由于贪婪算法步骤简单, 所需计算量比较少, 一般采用贪婪算法来进行稀疏恢复的计算。

在用贪婪算法求解稀疏恢复问题中, 正交匹配追踪(OMP)算法^[27]是最经典的方法。该算法在格拉姆-施密特正交化的空间里面, 根据相关性原则, 每次选择与残差最相关的一个原子, 利用最小二乘法, 可以求得对应原子集的解并得到在已选原子上的分量, 再进行迭代残差的计算与更新, 在下一步用相同的办法分解残差。正则化正交匹配追踪(ROMP)算法^[28]根据已知的稀疏度 K , 对原子集进行正则化二次选择, 减少了迭代次数。文献[29]在稀疏度未知的情况下, 引入回溯的思想, 提出了一种新的基于正则化的自适应匹配追踪算法, 自动调节候选集的个数。压缩采样匹配追踪(CoSaMP)算法^[30]在回溯的思想, 每一次只保留 $2K$ 个原子索引, 减少了对量测组数的依赖。

在稀疏恢复算法中, 测量矩阵要满足一定的非相关性条件, 满足限制等容性^[31]。然而, 在潮流雅可比矩阵的估计中, 传感矩阵 \mathbf{A} 并不是一个满秩的矩阵, 列之间具有很强的相关性。因此, 在传统的压缩重构算法里面, 如 OMP、ROMP、CoSaMP 算法等等, 都不能准确估计潮流雅可比矩阵。文献[32-33]提出了基于相关性的压缩采样匹配追踪(CohCoSaMP)算法, 利用各节点电压幅值和相角量测变化向量间的相关性对 CoSaMP 进行改进, 但实例仍然需要较多的量测组数, 少量的量测组数效果不够好, 也没有利用到配电网潮流雅可比矩阵的对称性。

2.1 利用分块对称思想改进的稀疏恢复算法

在全是 PQ 节点的配电网中, $|\Omega_V| = 0$, 在潮流雅可比矩阵某一行的估计中, 可以分成两个部分, 这两个部分(如 \mathbf{H}_i 和 \mathbf{N}_i)的非零元素位置都是由配电网网络拓扑中相关节点的位置决定的, 而且是一一对应的, 知道 \mathbf{H}_i 的非零元素位置即可知道 \mathbf{N}_i 的非零元素位置。此时, \mathbf{M}_i 和 \mathbf{L}_i 的非零元素位置

也随之确定了。因此, 只需估计 \mathbf{H}_i 和 \mathbf{N}_i 即可找到整个潮流雅可比矩阵的非零元素的位置, 即可按此直接计算 \mathbf{M}_i 和 \mathbf{L}_i 。

$$\text{令 } \mathbf{x} = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_i^T \\ \mathbf{N}_i^T \end{bmatrix}, \quad \mathbf{y} = \Delta \mathbf{P}_i \quad \text{建立稀疏估计模型:}$$

$$\begin{cases} f = \min \|\mathbf{x}\|_0 \\ \text{s.t. } \|\mathbf{y} - \tilde{\mathbf{A}}\mathbf{x}\|_2 \leq \varepsilon \end{cases} \quad (12)$$

式中: $\|\cdot\|_0$ 为向量的 L0 范数, 表示向量中非零元素的个数; $\|\cdot\|_2$ 为向量的二范数; ε 为估计问题里面允许的收敛误差。

针对潮流雅可比矩阵的特性, 引入对称思想, 提出一种能在少量量测下进行配电雅可比矩阵估计的稀疏恢复算法——基于对称相关性的压缩采样匹配追踪 SCCoSaMP (Symmetric Correlation-based CoSaMP)。

算法流程如下所述。

输入: 初始传感矩阵 $\tilde{\mathbf{A}}$, 观测向量 \mathbf{y} , 网络中的最大出度保守估计值为 D_{\max} , 节点编号为 i , 最大残差允许值为 ε , 最大迭代次数为 S , 潮流雅可比非零阈值为 η 。

输出: 稀疏信号 \mathbf{x} 的估计值 $\tilde{\mathbf{x}}$ 。

初始化: 残差 $\mathbf{r}_0 = \mathbf{y}$, 传感矩阵原子(列号)索引集合 $\Lambda_0 = \emptyset$, 初始的迭代次数 $n = 1$ 。

对初始传感矩阵 $\tilde{\mathbf{A}}$ 进行归一化处理, 令 $|\tilde{\mathbf{A}}_j| = \sqrt{\sum_{i=1}^C \tilde{\mathbf{A}}_{i,j}^2}$, 如式(13)所示, 可得到归一化传感矩阵 \mathbf{A} 。

$$\mathbf{A}_{i,j} = \frac{\tilde{\mathbf{A}}_{i,j}}{|\tilde{\mathbf{A}}_j|} \quad (13)$$

1) 计算对应的相关系数向量 $\mathbf{u}_\theta = \text{abs}[\mathbf{A}_i^T \mathbf{A}_\theta]$, $\mathbf{u}_U = \text{abs}[\mathbf{A}_{i+|\Omega_L|}^T \mathbf{A}_U]$ 。

其中, \mathbf{A}_i 为归一化传感矩阵 \mathbf{A} 的第 i 列, \mathbf{A}_θ 为归一化传感矩阵 \mathbf{A} 中多组电压相角量测变化量所构成的子矩阵; 而 \mathbf{A}_U 为传感矩阵 \mathbf{A} 中多组电压幅值量测相对变化量所构成的子矩阵。而 abs 为求绝对值。

2) 分别取 \mathbf{u}_θ 和 \mathbf{u}_U 中的最大 D_{\max} 项, 由这些项在传感矩阵 \mathbf{A} 中所对应的列号分别构成集合 Φ_θ 和 Φ_U , 再如式(14)一式(16)更新集合 Φ_n , 与此同时, 如式(17)更新传感矩阵的列号索引集合 Λ_n :

$$\Phi_\theta = \Phi_\theta \cup (\Phi_U - |\Omega_L|) \quad (14)$$

$$\Phi_U = \Phi_U \cup (\Phi_\theta + |\Omega_L|) \quad (15)$$

$$\Phi_n = \Phi_\theta \cup \Phi_U \quad (16)$$

$$\Lambda_n = \Lambda_{n-1} \cup \Phi_n \quad (17)$$

式中, Λ_n 为第 n 次迭代中传感矩阵列号的索引集合。

3) 如式(18)所示, 求解最小二乘解 $\tilde{\mathbf{x}}_n$ 。

$$\tilde{\mathbf{x}}_n = (\tilde{\mathbf{A}}_{\Lambda_n}^T \tilde{\mathbf{A}}_{\Lambda_n})^{-1} \tilde{\mathbf{A}}_{\Lambda_n}^T \mathbf{y} \quad (18)$$

式中, $\tilde{\mathbf{A}}_{\Lambda_n}$ 为集合 Λ_n 中元素对应传感矩阵 $\tilde{\mathbf{A}}$ 的对应列所构成的矩阵。

4) 为了能更好地找出最后的解中非零项的位置, 根据索引集合, 将 $\tilde{\mathbf{x}}_n$ 分成属于 N 和属于 L 的两个部分。

在这 N 和 L 两个部分选取大于非零阈值 η 的 D_{\max} 项, 由这些项在传感矩阵 \mathbf{A} 中所对应的列号分别重新构成集合 Φ_θ 和 Φ_U , 再如式(14)一式(16)更新集合 Φ_n 。与此同时, 如式(19)更新传感矩阵的列号索引集合 Λ_n :

$$\Lambda_n = \Phi_n \quad (19)$$

5) 用式(18)重新计算最小二乘解 $\tilde{\mathbf{x}}_n$ 。

6) 如式(20)所示, 更新残差 \mathbf{r}_n 。

$$\mathbf{r}_n = \mathbf{y} - \tilde{\mathbf{A}}_{\Lambda_n} \tilde{\mathbf{x}}_n \quad (20)$$

7) 如果 $\|\mathbf{r}_n\|_2 < \varepsilon$, 则可以停止迭代, 进入 16); 否则 $n = n + 1$, 进入 8)。

8) 分别取 \mathbf{u}_θ 和 \mathbf{u}_U 中最大的 $2D_{\max}$ 项, 将这些项在传感矩阵 \mathbf{A} 中所对应的列号分别更新构成集合 Φ_θ 和 Φ_U , 如式(16)更新集合 Φ_n , 如式(17)更新列号索引集合 Λ_n 。

9) 利用式(18)计算最小二乘解 $\tilde{\mathbf{x}}_n$ 。根据索引集合, 将 $\tilde{\mathbf{x}}_n$ 分成属于 N 和属于 L 的两个部分。在这 N 和 L 两个部分最多各选取最大且大于非零阈值 η 的 D_{\max} 项, 将这些项在传感矩阵 \mathbf{A} 中所对应的列号分别重新构成集合 Φ_θ 和 Φ_U , 再如式(14)一式(16)更新集合 Φ_n , 与此同时, 如式(19)更新传感矩阵的列号索引集合 Λ_n 。

10) 用式(18)重新计算最小二乘解 $\tilde{\mathbf{x}}_n$, 用式(20)更新残差 \mathbf{r}_n 。

11) 如果 $\|\mathbf{r}_n\|_2 < \varepsilon$, 则可以停止迭代, 进入第 16); 否则 $n = n + 1$, 进入 12)。

12) 重新计算 $\mathbf{u}_\theta = \text{abs}[\mathbf{A}_\theta^T \mathbf{r}_{n-1}]$ 和 $\mathbf{u}_U = \text{abs}[\mathbf{A}_U^T \mathbf{r}_{n-1}]$, 分别取 \mathbf{u}_θ 和 \mathbf{u}_U 中值最大的 D_{\max} 项, 将这些值所对应传感矩阵 \mathbf{A} 的列号构成集合 Φ_n , 如式(17)重新构造列号索引集合 Λ_n 。

13) 利用式(18)计算最小二乘解 $\tilde{\mathbf{x}}_n$ 。根据索引集

合, 将 $\tilde{\mathbf{x}}_n$ 分成属于 N 和属于 L 的两个部分。在这 N 和 L 两个部分最多各选取最大且大于非零阈值 η 的 D_{\max} 项, 将这些项在传感矩阵 \mathbf{A} 中所对应的列号分别构成集合 Φ_θ 和 Φ_ν , 再如式(14)一式(16)更新集合 Φ_n , 与此同时, 如式(19)更新传感矩阵的列号索引集合 Λ_n 。

14) 用式(18)重新计算最小二乘解 $\tilde{\mathbf{x}}_n$, 用式(20)更新残差 \mathbf{r}_n 。

15) 判断 $\|\mathbf{r}_n\|_2 < \varepsilon$ 或 $n > S$, 则可以停止迭代, 进入 16); 否则, $n = n + 1$, 返回 12)。

16) 根据所得到的最小二乘解, 如式(21)可以得到最终的稀疏估计解:

$$\tilde{\mathbf{x}}_{\Lambda_n} = \tilde{\mathbf{x}}_n \quad (21)$$

式中, $\tilde{\mathbf{x}}_{\Lambda_n}$ 为索引集合 Λ_n 中各个元素(列号)所对应 $\tilde{\mathbf{x}}$ 的元素组成的向量, 在 $\tilde{\mathbf{x}}$ 中, 其他不在列号索引集合的元素值置零。

2.2 针对不良数据的鲁棒处理

在实际计算中, 数据量测总会受到各种噪声的干扰, 意味着这些量测偏差会影响后续的处理, 最终影响估计结果。在用上文方法进行配电网雅可比矩阵稀疏恢复中, 每一大步都会使用最小二乘法进行更新估计解, 但传统的最小二乘法容易收到不良数据的影响^[34], 降低估计结果的正确性, 继而可能会影响配电网的后续决策。因此, 十分有必要对量测的不良数据进行筛选和鲁棒处理。

加权最小二乘法更具有鲁棒性, 能够较好地实现状态估计建模, 将模型(10)目标函数修改为

$$\min J = \mathbf{r}_n^T \mathbf{W}_n \mathbf{r}_n \quad (22)$$

式中: \mathbf{r}_n 为每一次迭代中的迭代误差; 权重矩阵 \mathbf{W}_n 为对角矩阵。

算法修改如下所述。

在上文的最小二乘方法求解 $\tilde{\mathbf{x}}_n$ 时, 进行加权子迭代收敛计算, 找到收敛的估计解。

输入: 观测向量为 \mathbf{y} , 收敛误差为 δ , 列号索引集合为 Λ_n , 对应的传感矩阵为 \mathbf{A}_{Λ_n} 。

输出: $\tilde{\mathbf{x}}_n$ 。

初始化: 初始解 $\mathbf{x}_0 = \mathbf{0}$, 初始权重 $\mathbf{W}_n = \mathbf{I}$ 。

1) 如式(23)进行加权最小二乘求解

$$\mathbf{x} = (\tilde{\mathbf{A}}_{\Lambda_n}^T \mathbf{W}_n \tilde{\mathbf{A}}_{\Lambda_n})^{-1} \tilde{\mathbf{A}}_{\Lambda_n}^T \mathbf{W}_n \mathbf{y} \quad (23)$$

2) 计算此时残差

$$\mathbf{r} = \mathbf{y} - \tilde{\mathbf{A}}_{\Lambda_n} \mathbf{x} \quad (24)$$

3) 更新权重系数

$$w_k = \left(\frac{\|\mathbf{r}\|_1}{C|r_k|} \right)^2 \quad (25)$$

式中: $\|\mathbf{r}\|_1$ 为残差 \mathbf{r} 的一范数; r_k 为残差 \mathbf{r} 的第 k 个元素; w_k 为权重矩阵 \mathbf{W}_n 的第 k 个权重系数; C 为量测组数。

4) 判断收敛性, 若 $\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_0\| < \delta$, 则 $\tilde{\mathbf{x}}_n = \mathbf{x}$, 结束子迭代, 进入主迭代; 否则 $\mathbf{x}_0 = \mathbf{x}$, 并返回 1)。

3 算例分析

本文算例采用 IEEE33 节点配电系统对算法进行模拟测试, 系统结构如图 1 所示。IEEE33 节点配电系统的网络首端基准电压为 12.66 kV, 系统中网络中的最大出度是 3, 基准容量取 1 MVA。其中, 节点 0 为平衡节点, 节点 1 到节点 32 这 32 个节点为 PQ 型节点。在 Matlab 平台上对上述算法进行仿真和测试。

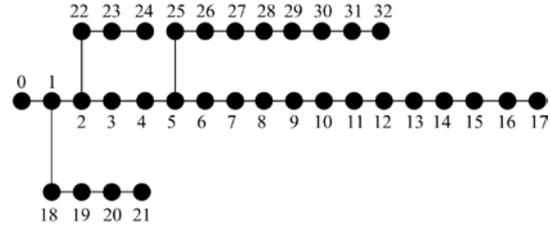


图 1 IEEE33 节点配电系统

Fig. 1 IEEE33 node power distribution system

为了模拟算例的 PMU 量测数据, 利用 IEEE33 节点配电系统的参考(零时刻)有功负荷功率和无功负荷功率, 通过潮流计算, 生成参考的节点电压幅值和节点电压相角。利用参考时刻的功率求出的潮流雅可比矩阵和灵敏度矩阵, 作为估计结果的参考矩阵。

对于节点 i 在第 k 个历史时刻(即第 k 组)的有功功率和无功功率, 采用式(26)和式(27)来生成。

$$P_i(k) = P_i(0) + P_i(0)v_1^p + v_2^p \quad (26)$$

$$Q_i(k) = Q_i(0) + Q_i(0)v_1^p + v_2^p \quad (27)$$

式中: $P_i(0)$ 、 $Q_i(0)$ 为节点 i 当前有功和无功功率的量测值; v_1^p 为服从均值为 0、标准差为 0.01 的正态分布随机数, 用来模拟在量测的时刻节点负荷的波动变化量; v_2^p 为服从均值为 0、标准差为 0.025% 的正态分布随机数^[35], 用来模拟在量测的时刻节点 i 量测数据的量测误差。

定义误差计算项:

$$RES_i^J = \sqrt{\sum_{j=1}^{N_j} (\tilde{J}_{i,j} - J_{i,j})^2} \quad (28)$$

$$RES_i^S = \sqrt{\sum_{j=1}^{N_j} (\tilde{S}_{i,j} - S_{i,j})^2} \quad (29)$$

$$MSE_J = \frac{1}{N_j^2} \sum_{i=1}^{N_j} \sum_{j=1}^{N_j} (\tilde{J}_{i,j} - J_{i,j})^2 \quad (30)$$

$$MSE_S = \frac{1}{N_j^2} \sum_{i=1}^{N_j} \sum_{j=1}^{N_j} (\tilde{S}_{i,j} - S_{i,j})^2 \quad (31)$$

式中： $N_j = 2|\Omega_L| + |\Omega_V|$ 是潮流雅可比矩阵的维数，此时由于配电系统没有 PV 节点， $|\Omega_V| = 0$ ； $J_{i,j}$ 和 $\tilde{J}_{i,j}$ 是潮流雅可比矩阵具体位置的参考值和估计值； $S_{i,j}$ 和 $\tilde{S}_{i,j}$ 是灵敏度矩阵具体位置的参考值和估计值。

3.1 少量量测组数下的估计结果分析

设置量测组数为 20、25、30，网络中的最大出度保守估计值取 5。在较小的量测组数下，采用 CoSaMP、CohCoSaMP、SCCoSaMP 分别对雅可比

矩阵进行估计。得到的潮流雅可比矩阵估计成功行数如表 1 所示。

表 1 少量量测组数下不同方法的雅可比矩阵估计成功行数

Table 1 Jacobian matrix of different methods for estimating the number of successful rows with fewer measurement groups			
量测组数	CoSaMP	CohCoSaMP	SCCoSaMP
20	7	58	64
25	11	58	64
30	24	64	64

从表 1 可以看出，在量测组数较少时，CoSaMP 基本不能实现潮流雅可比矩阵的估计；CohCoSaMP 的成功率有限，不能在少量量测组数时实现整个潮流雅可比矩阵估计；而 SCCoSaMP 能在少量量测组数时实现整个潮流雅可比矩阵的估计。

比较在 20 组、25 组、30 组量测数据下，SCCoSaMP 算法在潮流雅可比矩阵下的行估计误差二范数 RES_i^J ，结果如图 2 所示。

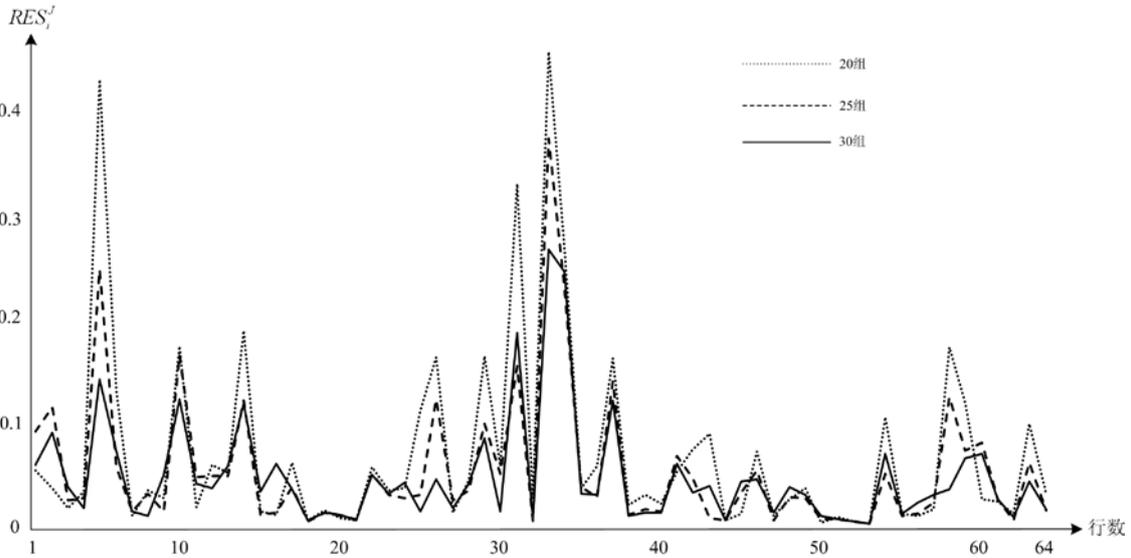


图 2 少量量测组数下潮流雅可比矩阵 SCCoSaMP 方法行估计误差

Fig. 2 Row estimation error of Jacobian matrix SCCoSaMP method with fewer measurement groups

比较 SCCoSaMP 在 20 组、25 组、30 组的量测数据下，潮流雅可比矩阵和灵敏度矩阵某些位置的估计值和理论值对比，如表 2 所示。

图 2 和表 2 的结果显示，SCCoSaMP 算法在 20、25、30 组量测数据下，潮流雅可比矩阵和灵敏度矩阵得到的估计值和参考值的误差不大，而且每一行的估计误差二范数都不大。随着量测组数的上升，

行的整体估计结果也逐步精确。而在少量测数据下，误差也在可接受的范围内。SCCoSaMP 可以较好地实现在少量测数据下对潮流雅可比矩阵和灵敏度矩阵的精确估计。

选择量测组数为 30，分别用 CohCoSaMP 和 SCCoSaMP 对潮流雅可比矩阵进行估计，比较每一行与参考潮流雅可比矩阵行的误差，计算两种方法

的 RES_i^J 、 RES_i^S 、 MES_J 、 MES_S , 结果如表 3、图 3 和图 4 所示。

从表 3、图 3 和图 4 看出, 在 30 组量测组下, 无论是潮流雅可比矩阵, 还是灵敏度矩阵估计, 在单一行的估计上或是整个矩阵估计, SCCoSaMP 算法比 CohCoSaMP 算法估计结果更准确, 性能更好。

表 2 较少量测组数下 SCCoSaMP 算法的具体估计情况
Table 2 Specific estimation of SCCoSaMP algorithm under a small number of measurement groups

矩阵元素	20 组	25 组	30 组	参考值
$J_{2,1}$	128.95	129.02	129.01	128.96
$J_{2,2}$	-459.14	-459.22	-459.21	-459.16
$J_{25,5}$	290.81	290.78	290.77	290.77
$J_{34,22}$	-233.55	-233.55	-233.55	-233.60
$J_{1,50}$	508.31	508.30	508.30	508.30
$J_{53,52}$	107.03	107.03	107.03	107.03
$S_{2,1}$	-2.9428×10^{-4}	-2.9433×10^{-4}	-2.9434×10^{-4}	-2.9432×10^{-4}
$S_{2,2}$	-0.001 9	-0.001 9	-0.001 9	-0.001 9
$S_{25,5}$	-0.009 2	-0.009 2	-0.009 2	-0.009 2
$S_{34,22}$	-0.003 9	-0.003 9	-0.003 9	-0.003 9
$S_{1,50}$	-5.7690×10^{-4}	-5.7694×10^{-4}	-5.7694×10^{-4}	-5.7694×10^{-4}
$S_{53,52}$	-0.013 0	-0.013 0	-0.013 0	-0.013 0

表 3 30 组量测数据下不同方法的潮流雅可比矩阵和的整体误差

Table 3 Overall error of the power flow Jacobian matrix sum with different methods under 30 sets of measurement data

误差项	CohCoSaMP	SCCoSaMP
MES_J	0.004 2	7.2655×10^{-5}
MES_S	2.2042×10^{-10}	1.1595×10^{-11}

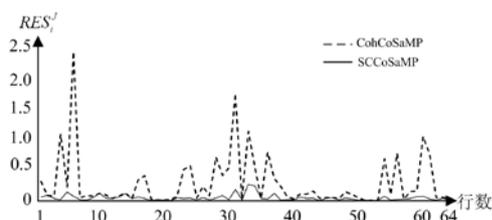


图 3 30 组量测下 CohCoSaMP 和 SCCoSaMP 雅可比矩阵行估计误差的二范数

Fig. 3 Second norm of row estimation errors of CohCoSaMP and SCCoSaMP Jacobian matrices under 30 sets of measurements

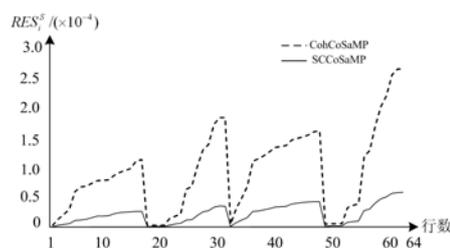


图 4 30 组量测下 CohCoSaMP 和 SCCoSaMP 灵敏度行估计误差的二范数

Fig. 4 Second norm of CohCoSaMP and SCCoSaMP sensitivity line estimation error under 30 sets of measurements

3.2 不良数据影响下的估计结果分析

在 25、30、35 组的量测数据下, 加入 5 组不良数据。将节点 6 的第 20 组有功功率量测从 196 kW 修改为 180 kW, 将节点 10 的第 23 组无功功率量测从 29.81 kW 修改为 40 kW, 将节点 13 的第 15 组有功功率量测从 120.8 kW 修改为 140 kW, 将节点 18 的第 9 组无功功率量测从 40.3 kW 修改为 41 kW, 将节点 24 的第 1 组有功功率量测从 423 kW 修改成 400 kW。

比较在 5 组不良数据下 CoSaMP、CohCoSaMP、SCCoSaMP 和基于对称相关性的加权压缩采样匹配追踪 WSCCoSaMP (Weighted SCCoSaMP) 在 25、30、35 组的雅可比矩阵的估计结果, 如表 4 所示。

表 4 不良数据下较少量测组数下雅可比矩阵不同估计方法的成功行数

Table 4 Number of successful rows for different estimation methods of Jacobian matrix with fewer measurement groups under bad data

量测组数	CoSaMP	CohCoSaMP	SCCoSaMP	WSCCoSaMP
25	10	52	59	64
30	23	59	59	64
35	26	59	59	64

由表 4 的结果可看出, 引入了加权最小二乘法后, 能提高估计算法的鲁棒性, 在遇到不良数据的情况下, 都能较好地估计出潮流雅可比矩阵。

进一步, 比较在 30 组量测数据下, 四种方法的误差情况, 如表 5 所示。

表 5 30 组量测数据下不同方法的整体误差

Table 5 Overall error of different methods under 30 sets of measurement data

误差项	CoSaMP	CohCoSaMP
MES_J	4.7354×10^7	3.1570×10^8
MES_S	∞	0.105 0

误差项	SCCoSaMP	WSCCoSaMP
MES_J	4.8194×10^7	9.8141×10^{-5}
MES_S	0.001 1	7.2371×10^{-12}

由表 5 可以看出, 在有不良数据的情况下, WSCCoSaMP 方法不仅成功地估计出了潮流雅可比矩阵的所有行, 而且灵敏度矩阵和潮流雅可比矩阵的整体误差也很小, 具有很强的性能。

在 30 组的量测数据下, 比较有无不良数据情况下 WSCCoSaMP 方法的具体估计情况, 如表 6 所示。

由表 6 结合表 5 可以看出, WSCCoSaMP 方法在较少的量测组数下, 无论有无不良数据, 雅可比矩阵和灵敏度矩阵估计结果都比较理想, 能基本满足精度要求。

再进一步, 在 30 组量测数据下, 比较无不良数据和有不良数据的情况下, 忽略估计准确率低的 CoSaMP 方法, 比较 CohCoSaMP、SCCoSaMP、WSCCoSaMP 对潮流雅可比矩阵的估计时间, 进行多次估计, 去掉最低和最高值做均值计算, 如表 7 所示。

表 6 有无不良数据下 WSCCoSaMP 算法在 30 组量测数据下的具体估计情况

Table 6 Specific estimation of WSCCoSaMP algorithm with or without bad data under 30 sets of measurement data

矩阵元素	无不良数据	有不良数据	参考值
$J_{2,1}$	129.03	129.03	128.96
$J_{2,2}$	-459.25	-459.25	-459.16
$J_{25,5}$	290.77	290.77	290.77
$J_{34,22}$	-233.68	-233.68	-233.60
$J_{1,50}$	508.30	508.30	508.30
$J_{53,52}$	107.03	107.03	107.03
$S_{2,1}$	-2.9419×10^{-4}	-2.9420×10^{-4}	-2.9432×10^{-4}
$S_{2,2}$	-0.001 9	-0.001 9	-0.001 9
$S_{25,5}$	-0.009 2	-0.009 2	-0.009 2
$S_{34,22}$	-0.003 9	-0.003 9	-0.003 9
$S_{1,50}$	-5.7708×10^{-4}	-5.7700×10^{-4}	-5.7694×10^{-4}
$S_{53,52}$	-0.013 0	-0.013 0	-0.013 0

表 7 30 组量测数据下不同方法的估计时间

Table 7 Estimated time of different methods under 30 sets of measurement data

估计时间/s	CohCoSaMP	SCCoSaMP	WSCCoSaMP
无不良数据	0.055 4	0.166 7	0.249 4
有不良数据	0.063 3	0.198 9	0.450 4

结合前面的结果, 由表 7 可以看出, 在估计精度增加了大概一个数量级的情况下, SCCoSaMP 的

估计时间大概是 CohCoSaMP 的 3 倍, 也就是大概 0.1 s。估计时间更多的原因是, 在 SCCoSaMP 中增加了阈值比较回溯的步骤, 所以时间会有一定程度的增加, 但在降低误差的目的下是可以接受的。而 WSCCoSaMP 由于引入了收敛计算来剔除不良数据, 所以估计时间会进一步增加, 在有不良数据情况下, 收敛计算更多, 所需的估计时间也会更多, 但这是可以接受的。

对于估计成功的潮流雅可比矩阵, 由于 WSCCoSaMP 和 SCCoSaMP 设置了非零阈值, 潮流雅可比矩阵中元素非零位置都是相关节点的位置, 在无不良数据下, WSCCoSaMP 和 SCCoSaMP 都能正确辨识配电网的网络拓扑。如果出现不良数据, WSCCoSaMP 也能正确辨识配电网的网络拓扑。

4 结论

本文基于 PMU 量测数据, 提出了一种对潮流雅可比矩阵和电压/相角-功率灵敏度矩阵的估计方法。论文首先利用潮流雅可比矩阵的稀疏性, 建立潮流雅可比矩阵的稀疏估计模型。在较少量测组数的情况下, 实现了对潮流雅可比矩阵和电压/相角-功率灵敏度矩阵的估计。进一步加入不良数据, 在原本的方法上引入加权最小二乘法寻求收敛解, 成功消除了不良数据对于估计结果的影响, 并在最后成功估计出了算例的配电网网络拓扑, 验证了方法的有效性。在未来配电网的信息采集、状态估计和控制系统^[36]的设计建设中, 为其提供一定的研究基础。

参考文献

[1] 王波, 虞殷树, 贺旭, 等. 计及分布式电源并网安全约束的配电网改接优化模型[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(22): 67-77.
WANG Bo, YU Yinshu, HE Xu, et al. An optimization model for restructuring distribution network considering grid-connected security constraints of DGs[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(22): 67-77.

[2] 马钊, 周孝信, 尚宇炜, 等. 未来配电系统形态及发展趋势[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(6): 1289-1298.
MA Zhao, ZHOU Xiaoxin, SHANG Yuwei, et al. Form and development trend of future distribution system[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(6): 1289-1298.

[3] 吴争荣, 俞小勇, 董旭柱, 等. 基于状态估计的配电网实时态势感知与评估[J]. 电力系统及其自动化学报, 2018, 30(3): 140-145.
WU Zhengrong, YU Xiaoyong, DONG Xuzhu, et al.

- Real-time situation awareness and evaluation of distribution network based on state estimation[J]. *Proceedings of the CSU-EPSA*, 2018, 30(3): 140-145.
- [4] 张爱祥, 宋士瞻, 高扬, 等. 含能源互联微网的主动配电网分层分布式协调控制[J]. *电力系统保护与控制*, 2019, 47(19): 131-138.
ZHANG Aixiang, SONG Shizhan, GAO Yang, et al. Hierarchical distributed coordinated control of active distribution network including energy interconnection micro grid[J]. *Power System Protection and Control*, 2019, 47(19): 131-138.
- [5] 何山, 汪文达, 张伟. 基于数据挖掘的低压配电网运行状态评估方法[J]. *广东电力*, 2019, 32(5): 80-86.
HE Shan, WANG Wenda, ZHANG Wei. Evaluation method for operating state of low-voltage distribution network based on data mining[J]. *Guangdong Electric Power*, 2019, 32(5): 80-86.
- [6] WANG S, ZHAO J, HUANG Z, et al. Assessing Gaussian assumption of PMU measurement error using field data[J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2017, 30(6): 3233-3236.
- [7] 孙江山, 刘敏, 邓磊, 等. 电力系统分区和解耦状态估计研究综述[J]. *电力系统保护与控制*, 2018, 46(10): 162-169.
SUN Jiangshan, LIU Min, DENG Lei, et al. Review of the research on the partition and decoupled state estimation of power system[J]. *Power System Protection and Control*, 2018, 46(10): 162-169.
- [8] 闫玲玲, 刘中印, 艾永乐, 等. 基于 0-1 整数规划算法的 PMU 量测点优化配置新方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2017, 45(12): 101-106.
YAN Lingling, LIU Zhongyin, AI Yongle, et al. A new method of the optimal placement PMU based on 0-1 integer program[J]. *Power System Protection and Control*, 2017, 45(12): 101-106.
- [9] 董清, 马诚, 韩锋. 利用 PMU 测量相角数据计算不同测点间电压相角差的方法[J]. *电网技术*, 2017, 41(9): 2996-3003.
DONG Qing, MA Cheng, HAN Feng. Method for calculating phase angle difference between voltage phasors using phase angle data measured with DFT[J]. *Power System Technology*, 2017, 41(9): 2996-3003.
- [10] 熊思宇, 符玲, 张佳怡, 等. 基于测量值波动特性的 PMU 测量性能在线评价方法[J]. *电网技术*, 2017, 41(7): 2332-2339.
XIONG Siyu, FU Ling, ZHANG Jiayi, et al. Online assessment for PMU measurement performance based on phasor measurement volatility characteristics[J]. *Power System Technology*, 2017, 41(7): 2332-2339.
- [11] 吕前程, 江晓东, 孔祥玉, 等. 基于新型 PMU 配置的局部配电网状态估计[J]. *南方电网技术*, 2019, 13(4): 54-59.
LÜ Qiancheng, JIANG Xiaodong, KONG Xiangyu, et al. Partial state estimation of distribution network based on novel micro-PMU placement[J]. *Southern Power System Technology*, 2019, 13(4): 54-59.
- [12] ZHAO X, ZHOU H, SHI D, et al. On-line PMU-based transmission line parameter identification[J]. *CSEE Journal of Power and Energy Systems*, 2015, 1(2): 68-74.
- [13] 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.
- [14] 李昂, 刘亚东, 孙鹏, 等. 基于 μ PMU 相位数据的配电网拓扑识别方法[J]. *智慧电力*, 2017, 45(11): 31-36.
LI Ang, LIU Yadong, SUN Peng, et al. Distribution network topology identification method based on phase data by μ PMU[J]. *Smart Power*, 2017, 45(11): 31-36.
- [15] PATHIRIKKAT G, BALIMIDI M, MADDIKARA J B R, et al. Remote monitoring system for real time detection and classification of transmission line faults in a power grid using PMU measurements[J]. *Protection and Control of Modern Power Systems*, 2018, 3(2): 159-168. DOI: 10.1186/s41601-018-0089-x.
- [16] LIU J, PONCI F, MONTI A, et al. Optimal meter placement for robust measurement systems in active distribution grids[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2014, 63(5): 1096-1105.
- [17] ZHAO J, ZHANG G, DAS K, et al. Power system real-time monitoring by using PMU-based robust state estimation method[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2016, 7(1): 300-309.
- [18] 康宁, 张颖, 任桂田, 等. 考虑 PMU 量测信息的配电网运行状态分析方法[J]. *电力系统及其自动化学报*, 2020, 32(2): 92-97.
KANG Ning, ZHANG Ying, REN Guitian, et al. Analysis method of distribution network running state with PMU measurement information[J]. *Proceedings of the CSU-EPSA*, 2020, 32(2): 92-97.
- [19] 薛安成, 徐飞阳, 游宏宇, 等. 基于微型 PMU 的配电网线路抗差参数辨识[J]. *电力自动化设备*, 2019, 39(2):

- 1-7, 43.
- XUE Ancheng, XU Feiyang, YOU Hongyu, et al. Robust parameter identification of distribution line based on micro PMU[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(2): 1-7, 43.
- [20] LIANG X, WALLACE S, NGUYEN D. Rule-based data-driven analytics for wide-area fault detection using synchrophasor data[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2017, 53(3): 1789-1798.
- [21] 王贺飞, 李洪涛, 余昆, 等. 基于 DSCADA 和 μ PMU 数据融合的配电网运行拓扑辨识[J]. 电力建设, 2019, 40(6): 123-131.
- WANG Hefei, LI Hongtao, YU Kun, et al. Identification of distribution network operation topology based on DSCADA and μ PMU telemetry data fusion[J]. Electric Power Construction, 2019, 40(6): 123-131.
- [22] 张大波, 连帅, 陶维青, 等. 基于 PMU 的电网等值在互联电网运行可靠性评估中的应用[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(15): 40-47.
- ZHANG Dabo, LIAN Shuai, TAO Weiqing, et al. Application of PMU-based grid equivalent model in operation reliability evaluation of interconnected power grid[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(15): 40-47.
- [23] PARAMASIVAM M, SALLOUM A, AJJARAPU V, et al. Dynamic optimization based reactive power planning to mitigate slow voltage recovery and short term voltage instability[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2013, 28(4): 3865-3873.
- [24] HORN K E V, DOMÍNGUEZ-GARCÍA A D, SAUER P W. Measurement-based real-time security-constrained economic dispatch[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2016, 31(5): 3548-3560.
- [25] 李鹏, 宿洪智, 王成山, 等. 基于 PMU 量测的智能配电网电压-功率灵敏度鲁棒估计方法[J]. 电网技术, 2018, 42(10): 3258-3267.
- LI Peng, SU Hongzhi, WANG Chengshan, et al. Robust estimation method of voltage to power sensitivity for smart distribution networks based on PMU measurements[J]. Power System Technology, 2018, 42(10): 3258-3267.
- [26] 石光明, 刘丹华, 高大化, 等. 压缩感知理论及其研究进展[J]. 电子学报, 2009, 37(5): 1070-1081.
- SHI Guangming, LIU Danhua, GAO Dahua, et al. Advances in theory and application of compressed sensing[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(5): 1070-1081.
- [27] TROPP J A. Greed is good: algorithmic results for sparse approximation[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2004, 50(10): 2231-2242.
- [28] NEEDELL D, VERSHYNIN R. Signal recovery from incomplete and inaccurate measurements via regularized orthogonal matching pursuit[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2007, 4(2): 310-316.
- [29] 刘亚新, 赵瑞珍, 胡绍海, 等. 用于压缩感知信号重建的正则化自适应匹配追踪算法[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(11): 2713-2717.
- LIU Yaxin, ZHAO Ruizhen, HU Shaohai, et al. Regularized adaptive matching pursuit algorithm for

- signal reconstruction based on compressive sensing[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2010, 32(11): 2713-2717.
- [30] NEEDELL D, TROPP J A. CoSaMP: iterative signal recovery from incomplete and inaccurate samples[J]. Applied & Computational Harmonic Analysis, 2008, 26(3): 301-321.
- [31] CANDE S, EMMANUE L, ROMBERG J. Sparsity and incoherence in compressive sampling[J]. Inverse Problems, 2007, 23(3): 969-985.
- [32] LI P, SU H, WANG C, et al. PMU-based estimation of voltage-to-power sensitivity for distribution networks considering the sparsity of Jacobian matrix[J]. IEEE Access, 2018, 6(1): 31307-31316.
- [33] 郭岫, 王鹏, 栾文鹏, 等. 基于 PMU 的配电网潮流雅可比矩阵鲁棒估计与拓扑辨识[J]. 电力系统及其自动化学报, 2018, 30(10): 68-76.
- GUO Shen, WANG Peng, LI Wenpeng, et al. Robust method for power flow Jacobian matrix estimation and topology identification of distribution network based on PMU[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2018, 30(10): 68-76.
- [34] GOL M, ABUR A. A robust PMU based three-phase state estimator using modal decoupling[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2014, 29(5): 2292-2299.
- [35] ARGHANDEH R, GAHR M, VON M A, et al. Topology detection in microgrids with micro-synchrophasors[C] // 2015 IEEE Power & Energy Society General Meeting, July 26-30, 2015, Denver, CO, USA: 1-5.
- [36] 张勇军, 刘斯亮, 江金群, 等. 低压智能配电网技术研究综述[J]. 广东电力, 2019, 32(1): 1-12.
- ZHANG Yongjun, LIU Siliang, JIANG Jinqun, et al. Research review on low-voltage intelligent distribution network technology[J]. Guangdong Electric Power, 2019, 32(1): 1-12.

收稿日期: 2020-01-08; 修回日期: 2020-02-23

作者简介:

李志豪(1997—), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力系统分析运行与控制; E-mail: 347364526@qq.com

陈皓勇(1975—), 男, 通信作者, 教授, 博士生导师, 研究方向为电力系统规划、运行与控制, 新能源并网与智能电网技术, 电力经济与电力市场, 综合能源系统等。E-mail: eehychen@scut.edu.cn

(编辑 魏小丽)